Développement d'une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire

David Freynet

▶ **To cite this version:**

David Freynet. Développement d'une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire. Génie civil nucléaire. Université Grenoble Alpes, 2016. Français. NNT : 2016GREAI047 . tel-01542480

HAL Id: tel-01542480
https://theses.hal.science/tel-01542480

Submitted on 19 Jun 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Communauté
UNIVERSITÉ Grenoble Alpes

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : Mécanique des fluides, procédés, énergétique

Arrêté ministériel : 7 août 2006

présentée par

David FREYNET

Thèse dirigée par **Elsa MERLE-LUCOTTE**
et encadrée par **Christine COQUELET-PASCAL**
Romain ESCHBACH
Guillaume KRIVTCHIK

Thèse préparée au sein du **Commissariat à l'Énergie Atomique et aux Énergies Alternatives (CEA/DEN/Cadarache/DER/SPRC/LECy)**
et de l' **École Doctorale I-MEP2**

Développement d'une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire

Thèse soutenue publiquement le **30 septembre 2016**,
devant le jury composé de :

M. Daniel HEUER
Directeur de recherche, CNRS, Président

M. Bernard BONIN
Directeur scientifique adjoint, CEA, Rapporteur

M. Alberto PASANISI
Chef de groupe, EIFER, Rapporteur

M. Gérald RIMPAULT
Expert international, CEA, Examinateur

M. Simone MASSARA
Ingénieur-chercheur, OCDE, Examinateur

M. Joachim MISS
Ingénieur-chercheur, IRSN, Examinateur

Mme Elsa MERLE-LUCOTTE
Professeur, Grenoble INP, Directrice de thèse

Mme Christine COQUELET-PASCAL
Ingénieur-chercheur, CEA, Encadrante

M. Romain ESCHBACH
Chef de laboratoire, CEA, Encadrant

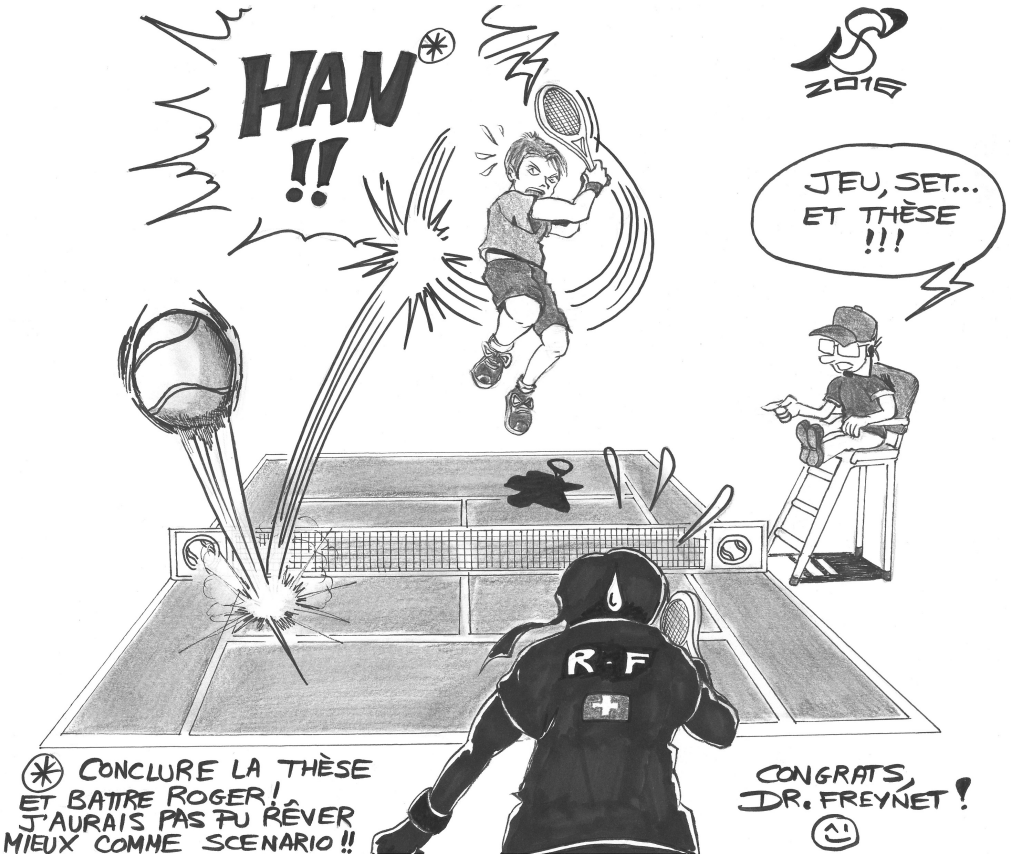
M. Guillaume KRIVTCHIK
Ingénieur-chercheur, CEA, Encadrant

"L'imagination est plus importante que la connaissance. La connaissance est limitée alors que l'imagination englobe le monde entier, stimule le progrès, suscite l'évolution."

Albert Einstein

"Vis au présent, souviens-toi du passé et ne crains pas l'avenir, car il n'existe pas et n'existera jamais. Seul compte l'instant présent."

Christopher Paolini (L'Aîné, 2006)



Remerciements

Beaucoup de personnes ont contribué, même de façon indirecte, au bon déroulement de ce travail et à son dénouement favorable.

Merci...

À mes encadrants !

Merci à *Kristine* d'avoir initié ce projet de recherche passionnant et pour l'investissement continuel dont tu as fait preuve malgré tes nouveaux départs en début de thèse. Ton aide, tes idées et ta disponibilité m'ont souvent permis d'orienter mes études quand je semblais entouré d'impasses. Je te remercie également pour ta gentillesse et ton soutien qui m'ont redonné un nouvel élan dans mes périodes de doute, mais aussi pendant nos sessions fitness (aïe les fentes).

Merci à *Guillaume*, d'abord encadrant de l'ombre ensuite passé à la lumière, pour ton investissement quotidien ainsi que ta disponibilité pour mes innombrables interrogations sur COSI et les métamodèles. En tant qu'"avocat du diable", ton esprit critique m'a donné quelques sueurs froides, mais fut aussi une source de remise en question et d'émergence de nouvelles idées. Merci aussi pour ton soutien, notamment pendant ma période de rédaction.

Merci à *Romain* pour nos échanges et ta vision globale des activités liées à la physique du cycle qui m'ont permis une prise de recul sur le déroulement de ce travail. Merci aussi pour ta générosité sur les courts et de m'avoir finalement laissé un set suite à nos nombreux matchs de tennis.

Merci à *Elsa* pour ton investissement et ton soutien malgré la distance. Nos discussions ont notamment permis de me conforter sur le déroulement des études. Je te remercie également pour tes venues dans le sud, les nombreuses soirées qui en ont découlé et les parties de jeux de société où tu m'as laissé gagner.

Aux collègues !

Je remercie tous mes collègues, à commencer par le LECy, pour votre aide et d'avoir contribué à rendre mon quotidien de travail agréable. En particulier, merci à *Marion* pour ta gentillesse et nos échanges autour des scénarios. Merci à *Guillaume*, maître de CESAR, d'avoir répondu à mes appels à l'aide. Merci à *Jeff* pour nos sessions tennis et d'avoir supporté mes passages répétés à mon ex-bureau. Pour votre disponibilité et nos nombreuses discussions, merci également à *Vanessa*, *Coralie*, *Cindy*, *Claire*, *Richard*, *Guillaume*, *Yannick*, *Philippe*, *Paul*, *Frédéric* et tous les oubliés qui sont ou furent au LECy pendant ces trois années.

Plus largement, je remercie le SPRC. Merci à MM. *Frédéric Varaine* et *Jean-Christophe Bosq* de m'avoir accueilli au sein du service et proposé un cadre propice pour ce travail. Merci à *Claire* et *Alexandra* pour votre bonne humeur et votre soutien. Merci à *Vincent* d'avoir bravé le vent pour nos sessions tennis hivernales. Sans être exhaustif, merci aux LEDC (et les buironades de *Laurent* pour bien débuter la journée) et LEPh pour votre aide et nos échanges.

En dehors du service, merci à *Pierre* d'avoir maintes fois répondu à mes demandes d'accès et autres difficultés informatiques. Merci également à MM. *Fabrice Gaudier*, *Jean-Marc Martinez*, *Nicolas Gilardi* et *Gilles Arnaud* pour votre aide et vos réponses à mes nombreuses questions sur le fonctionnement des méthodes de régression ou d'optimisation d'URANIE.

Aux membres du jury !

Je remercie les membres du jury pour votre investissement et l'intérêt que vous avez porté à mon travail. Merci à MM. *Bernard Bonin* et *Alberto Pasanisi* d'avoir accepté d'être les rapporteurs de ce travail et pour vos conseils. Merci également à MM. *Daniel Heuer*, *Simone Massara*, *Joachim Miss* et *Gérald Rimpault* pour nos discussions et plus généralement pour votre regard expert sur mon travail.

Aux doctorants et stagiaires !

Je remercie tous ceux en coulisses de ce travail qui m'ont apporté tout le soutien nécessaire, à commencer par mes compagnons de galère. Tout d'abord, merci à *Nans* de m'avoir supporté un peu plus que les autres pendant ces trois années. Merci pour toutes les incohérences que tu trouves dans les films avec pour référence "la cité de la peur", de m'avoir autorisé à éclairer le salon de temps à autre, etc. Je te remercie également pour ton soutien (et nos "encouragements" mutuels en période de rédaction) et sans détailler, toutes nos sorties lacs/randos/visites/tennis et soirées jeux/raclette/tartiflette/crêpes/pâtes/pizzas (que de bonnes choses... le tout avec du fromage évidemment...) qui m'ont notamment aidé à tenir le coup. Je remercie également les doctorants qui affirment faire de la "vraie physique" avec qui j'ai partagé certaines de ces sorties et soirées, mais aussi quelques matinées viennoiseries suite à des paris tennis/Roger [1]. Merci donc à *Maxence*, compagnon de rédaction, *Léonie*, *Pierre*, *Guillaume*, *Florence* et *Pascal*. En particulier, merci à *Nicholas* avec qui je n'ai pas seulement partagé un bureau pendant cette dernière année. Merci pour ton soutien, ta gentillesse, mais aussi de m'avoir appris que les spaghettis bolognaises n'existent pas en Italie et d'autres règles sur les pâtes [2]. Merci également à *Michele*, mon autre co-bureau italien, de m'avoir appris involontairement nombre d'insultes en italien. Merci à *Edwin*, maître des jeux, pour nos soirées et sorties (et d'avoir tenté en vain de me faire tenir sur une slack) et ton soutien dans les moments difficiles, notamment lors des rares défaites de Roger. Parmi les doctorants actuels, merci à *Valentin*, *Tim*, *Paul* (×2), *Ludo*, *Juan* et *Luca* pour tous ces moments partagés, nos déjeuners et soirées à parler tennis, vacances et malheureusement thèse. Merci également à *Virginie* pour "ta gentillesse" et tes nombreuses défaites à nos paris Roger/Djoko. Merci à *Axel* pour nos soirées et tes super repas qui m'ont donné quelques remords. Merci aussi à *Axel*, le chocolatinois, pour ton soutien infaillible et nos nombreuses discussions parfois imaginaires et plus ou moins dénuées de sens autour des épinards. Je remercie également les ex-stagiaires et nouveaux doctorants *Daniela*, *Jordan*, *Amazighe*, *Bastien*, *Maxime* et *Aaron* pour les instants qu'on a partagés. Pour finir, merci à *JB* pour nos appels d'encouragements (ou de stress et découragements) mutuels notamment en fin de thèse. Merci à *Alix* d'avoir été "aussi gentille" que Virginie. Enfin, merci à *Benoît* pour ton super dessin et ta compagnie lors de nos trajets Grenoble-Cadarache passés bien plus vites qu'à l'habitude.

Je remercie de même les stagiaires d'avoir apporté ces petits moments de renouveaux lors de ces trois années. Toujours sans être exhaustif, merci à *Yasmina*, *Aliénor*, *Aurélie*, *Claire*, *Rodrigue*, *Léo* (×2), *Olivier*, *Jean*, *Guillaume*, *Benjamin*, *Pierre*, *Hugo* d'avoir contribué à multiplier le nombre de p'tits déj' au sous-sol et pour nos nombreuses soirées, notamment barbec'. Merci également à *Martin* et *Amine* d'avoir corrigé mon anglais. Merci à *Aurélien* pour ta bonne humeur contagieuse.

1. Hors cadre de la thèse, merci à *Roger* pour ton élégance sur les courts !

2. Quelques règles d'or sur les pâtes : elles sont un plat à part entière et non un accompagnement, elles se mangent seulement avec la fourchette (et un couteau pour moi) ou encore elles ne doivent pas être recouvertes d'emmental ou de gruyère (sauf pour moi), mais de parmesan ou de grana.

Merci à *Hélène* pour nos pauses plus que nécessaires en période de rédaction. Et enfin, merci à *William* d'avoir redonné vie à notre bureau, nos nombreux matchs imaginaires Roger/Monfils et pour tes remarques qui me restent obscures comme "Quand je serai grand, j'aimerais être un nem !" et "Est-ce qu'aujourd'hui est vraiment aujourd'hui ?".

À mes amis !

Je remercie mes amis non cités précédemment pour vos maints encouragements et de m'avoir changé les idées. Ils ont pris bien des noms au cours des années, mais leur légende est restée, je remercie les TF, les dindons enflammés, la team Marie Cucu pour nos très nombreuses sorties et soirées rando/ski/7wonders/apéros/farniente/raclette/tartiflette/barbec/pizzas et j'en passe. Tout d'abord, un immense merci à *Clem* pour tout... À la question "C'est une bonne situation ça mouton ?", je ne pense pas qu'il y ait de bon ou mauvais chirounet. En fait si, tu es génial ! Si je devais résumer nos moments ensemble, je dirais rire et complicité. Plus particulièrement, je te remercie de me laisser gagner régulièrement sur la course arc-en-ciel, de laisser les marmottes carnivores tranquilles, pour tes "Oh, an eagle !" qui ont contribué à mes nombreux "régimes", etc. Merci également à ma sensei *Lulu* tout d'abord pour nos sessions "Comment devenir un(e) tennis(wo)man pro ? Ou du moins faire semblant..." qui se sont globalement soldées par des échecs et des éclats de rire. Sans vouloir me répéter, merci pour notre amitié et tous les bons moments qu'on a partagés, notamment à parler de Vigo et Youyou. Merci à *Flo* pour ton amitié et ton soutien (fluo-visuel pour la soutenance) infaillibles depuis de nombreuses années. Merci également, ou pas, pour notre session ciné/cache-cache... Merci aussi à *Guéguay* pour tes bons petits plats (tu ne m'as jamais fait goûter ta fameuse purée de pois chiches) et gâteaux, même si tu n'as jamais voulu goûter mon plat favori, pourtant l'huile ne manque pas. Pour compléter la bande avec qui j'ai profité de ces moments, merci à *Rine*, *Delph*, *Véro*, *Sosso*, *LN* et *JC*.

Je remercie également mes amis grenoblois qui ont plus ou moins critiqué mon départ de la fac pour une voie plus "wolowitzienne". Merci à *Guillaume* pour nos sessions tennis (et tes volées uniques), nos soirées raclettes (et hamburger pour le dessert), nos virées à Roland Garros, nos sessions L4D (je ne t'ai pas pardonné de m'avoir achevé à la grenade), etc. Merci surtout pour ton soutien et nos super week-ends. Merci également à *Thibault*, mon binôme préféré d'info (j'insiste sur ce dernier mot), *Romain*, *Émilie*, *Claire* et *Seb*, également pour nos sessions tennis, L4D et raclette/hamburger, pour tous les moments qu'on a partagés.

Je remercie de même les amis que j'ai eu l'occasion de voir plus ponctuellement pendant ces trois années. En particulier, merci à *Coralie* pour ton soutien et plus généralement pour nos beaux moments. Merci à *Anastasia* et *Antoine*, mes voisins covoitureurs, pour nos sessions tennis et mont d'or. Enfin, merci à *Marie* pour ton soutien tout au long de ces trois années *YY*.

À ma famille !

Je remercie finalement ma famille pour votre présence pendant ces trois années. Sans être exhaustif, merci à *Sab*, également pour ton soutien continuel, *Nath*, *Juju*, *Steph*, *Tissia* et *Aurélien* pour nos week-ends cousins "jusqu'au bout de la nuit". Merci à *Annabelle* et *Azur* pour votre réconfort à mes retours sur Grenoble malgré mes absences prolongées et répétées. Surtout, merci de tout cœur à *Papa* et *Maman* de m'avoir donné toutes les chances de réussir. Merci pour vos enseignements, mais aussi pour votre amour et votre soutien inconditionnels qui m'ont tant apporté et qui ont forgé celui que je suis devenu.

Résumé

Développement d'une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire

La problématique de l'évolution du parc nucléaire français peut être considérée via l'étude de scénarios électronucléaires. Ces études revêtent un rôle important compte tenu des enjeux, de l'ampleur des investissements, des durées et de la complexité des systèmes concernés et fournissent des éléments d'aide au processus décisionnel. Elles sont menées à l'aide du code COSI, qui permet de calculer les inventaires et les flux de matières transitant dans le cycle (réacteurs nucléaires et installations associées), via notamment le couplage avec le code d'évolution CESAR. Les études actuelles menées avec COSI nécessitent de définir les paramètres d'entrée des scénarios simulés, de sorte à satisfaire différents critères comme minimiser la consommation d'uranium naturel, la production de déchets, etc. Ces paramètres portent notamment sur les quantités et l'ordonnancement des assemblages usés au retraitement ou encore le nombre, la filière et les dates de mises en service des réacteurs à déployer.

Le présent travail vise à développer, valider et appliquer une méthodologie d'optimisation couplée à COSI pour la recherche de scénarios électronucléaires optimaux pour un problème multicritère. Cette méthodologie repose en premier lieu sur la réduction de la durée d'évaluation d'un scénario afin de permettre l'utilisation de méthodes d'optimisation en un temps raisonnable. Dans ce cadre, des métamodèles d'irradiation par réseaux de neurones sont établis à l'aide de la plateforme URANIE et sont implémentés dans COSI. L'objet du travail est ensuite d'utiliser, adapter et comparer différentes méthodes d'optimisation, telles que l'algorithme génétique et l'essaim particulaire disponibles dans la plateforme URANIE, afin de définir une méthodologie adéquate pour ce sujet d'étude spécifique. La mise en place de cette méthodologie suit une approche incrémentale qui fait intervenir des ajouts successifs de critères, contraintes et variables de décision au problème d'optimisation. Les variables ajoutées, qui décrivent la cinétique de déploiement des réacteurs et la stratégie de retraitement du combustible usé, sont choisies en fonction de leur sensibilité sur les critères définis. Cette approche permet de faciliter l'interprétation des scénarios optimaux, la détection d'éventuelles difficultés liées au processus d'optimisation et finalement d'émettre des recommandations d'utilisation de la méthodologie mise en place en fonction de la nature du problème. Les études d'optimisation s'appuient sur un scénario de déploiement de réacteurs à neutrons rapides à caloporteur sodium avec recyclage du plutonium, inspiré des études menées dans le cadre de la loi de 2006 sur la gestion des matières et déchets radioactifs. Une illustration des possibilités de la méthodologie est réalisée sur ce scénario et permet notamment de démontrer le caractère optimal du scénario issu des études menées selon cette loi vis-à-vis de la limitation de l'entreposage de matières fissiles. Ce résultat souligne l'importance de la mise en œuvre d'une gestion dynamique du plutonium via le recours au combustible MOX pour le déploiement progressif des réacteurs à neutrons rapides.

Abstract

Methodology implementation for multiobjective optimization for nuclear fleet evolution scenarios

The issue of the evolution of the French nuclear fleet can be considered through the study of nuclear transition scenarios. These studies are of paramount importance as their results can greatly affect the decision making process, given that they take into account industrial concerns, investments, time and nuclear system complexity. Such studies can be performed with the COSI code, which enables the calculation of matter inventories and fluxes across the fuel cycle (nuclear reactors and associated facilities), especially when coupled with the CESAR depletion code. The studies today performed with COSI require the definition of the various scenarios' input parameters, in order to fulfill different criteria such as minimizing natural uranium consumption, waste production and so on. These parameters concern the quantities and the scheduling of spent fuel destined for reprocessing, and the number, the type and the commissioning dates of deployed reactors.

This work aims to develop, validate and apply an optimization methodology coupled with COSI, in order to determine optimal nuclear transition scenarios for a multiobjective problem. Firstly, this methodology is based on the acceleration of scenario evaluation, enabling the use of optimization methods in a reasonable time-frame. With this goal in mind, artificial neural network irradiation surrogate models are created with the URANIE platform and are implemented within COSI. The next step in this work is to use, adapt and compare different optimization methods, such as URANIE's genetic algorithm and particle swarm methods, in order to define a methodology suited to this type of study. This methodology development is based on an incremental approach which progressively adds criteria, constraints and decision variables to the optimization problem. The variables added, which are related to reactor deployment and spent fuel reprocessing strategy, are chosen according to their sensitivity to the defined criteria. This approach makes optimal scenarios interpretation easier, makes it possible to identify potential difficulties with the optimization process and then to provide recommendations on the use of the deployed methodology according to the problem type. The optimization studies consider a sodium-cooled fast reactor deployment scenario with plutonium recycling, which is inspired by studies carried out in the scope of the 2006 Act for waste management. An illustration of the possibilities of this methodology is provided with this scenario, demonstrating the optimality of the scenario from the studies that were carried out for this Act, regarding stored fissile material limitation. This result highlights the importance of dynamic plutonium management through MOX fuel usage during fast reactor deployment.

Table des matières

Introduction

1 Introduction générale **1**

Outils

2 Éléments sur les scénarios électronucléaires **7**
2.1 Cycle du combustible nucléaire . . . 8
2.1.1 Combustible nucléaire . . . 8
2.1.2 Réacteurs nucléaires . . . 9
2.1.3 Amont du cycle . . . 12
2.1.4 Aval du cycle . . . 13
2.1.5 Gestion des déchets radioactifs . . . 14
2.2 Scénarios d'évolution du parc nucléaire . . . 16
2.2.1 Contexte . . . 16
2.2.2 Scénarios de la loi 2006 . . . 20
2.3 Critères du parc nucléaire futur . . . 26
2.3.1 Problématique . . . 26
2.3.2 Définition de critères . . . 27

3 Éléments sur l'optimisation multicritère **33**
3.1 Préambule à l'optimisation . . . 34
3.1.1 Motivations . . . 34
3.1.2 Problème d'optimisation monocritère . . . 34
3.1.3 Résolution d'un problème d'optimisation . . . 35
3.2 Principes de l'optimisation multicritère . . . 37
3.2.1 Optimalité au sens de Pareto . . . 37
3.2.2 Formulation des préférences . . . 40
3.3 Métaheuristiques . . . 43
3.3.1 Présentation . . . 43
3.3.2 Algorithmes génétiques . . . 44
3.3.3 Essaims particulaires . . . 47
3.4 Analyse de performance des méthodes d'optimisation . . . 48
3.4.1 Comparaison de deux fronts de Pareto . . . 49
3.4.2 Convergence d'une méthode d'optimisation . . . 53
3.5 Application à l'optimisation de scénarios électronucléaires . . . 54

4 Outils de calcul **57**
4.1 Plateforme d'analyse URANIE . . . 58
4.1.1 Présentation . . . 58
4.1.2 Méthodes d'optimisation . . . 58
4.2 Code d'évolution CESAR . . . 62
4.2.1 Présentation . . . 62
4.2.2 Fonctionnement . . . 62

4.3 Code de scénarios COSI . . . 65
4.3.1 Présentation . . . 65
4.3.2 Fonctionnement . . . 65
4.3.3 Retraitement du combustible usé . . . 67
4.3.4 Conditionnement des déchets HAVL . . . 69
4.4 Couplage des outils . . . 70

MÉTHODOLOGIE

5 Réduction de la durée d'évaluation d'un scénario 73
5.1 Méthodologie . . . 74
5.1.1 Principe général . . . 74
5.1.2 Isotopes d'intérêt . . . 74
5.1.3 Modèle analytique de refroidissement . . . 74
5.1.4 Préambule aux métamodèles d'irradiation . . . 75
5.2 Métamodèles de CESAR pour l'irradiation . . . 78
5.2.1 Planification d'expériences . . . 78
5.2.2 Régression linéaire . . . 80
5.2.3 Régression polynomiale . . . 81
5.2.4 Réseau de neurones . . . 84
5.2.5 Processus gaussien . . . 89
5.2.6 Choix d'une méthode de régression . . . 92
5.3 Validation de COSI-A . . . 94
5.3.1 Biais sur les résultats d'intérêt . . . 94
5.3.2 Gain sur la durée d'évaluation . . . 99

6 Études d'optimisation par métaheuristiques 103
6.1 Déroulement des études . . . 104
6.1.1 Approche incrémentale . . . 104
6.1.2 Hypothèses du scénario d'étude . . . 104
6.2 Problème ($\mathcal{A}$) : optimisation de la stratégie de déploiement de RNR . . . 106
6.2.1 Définition du problème d'optimisation . . . 106
6.2.2 Recherche exhaustive des scénarios optimaux . . . 107
6.2.3 Application des métaheuristiques . . . 112
6.2.4 Importance de la stratégie de retraitement . . . 125
6.3 Problème ($\mathcal{B}$) : optimisation préliminaire de la stratégie de retraitement . . . 127
6.3.1 Définition du problème d'optimisation . . . 127
6.3.2 Interprétation des scénarios optimaux . . . 129
6.3.3 Application des métaheuristiques . . . 131
6.3.4 Analyse de sensibilité des paramètres de l'algorithme génétique . . . 135

7 Choix d'une méthode d'optimisation 139
7.1 Problème ($\mathcal{C}$) : optimisation de la stratégie de retraitement . . . 140
7.1.1 Définition du problème d'optimisation . . . 140
7.1.2 Interprétation des scénarios optimaux . . . 141
7.2 Comparaison des métaheuristiques . . . 142
7.2.1 Optimisation par algorithme génétique . . . 144

7.2.2 Optimisation par essaim particulaire . . . 145
7.3 Recherches aléatoires imbriquées . . . 149
7.3.1 Principe de fonctionnement . . . 149
7.3.2 Application . . . 150
7.4 Évaluation de scénarios par métamodèles de COSI-A . . . 152
7.4.1 Présentation . . . 152
7.4.2 Estimateur de la consommation d'uranium naturel . . . 153
7.4.3 Estimateur de la production de colis de déchets vitrifiés . . . 156
7.4.4 Perspectives . . . 158

Application

8 Application de la méthodologie : vers un parc 100% RNR en 2100 161
8.1 Problème ($\mathcal{D}$) : vers un parc 100% RNR . . . 162
8.1.1 Raffinement du problème ($\mathcal{C}$) . . . 162
8.1.2 Résultats intermédiaires . . . 163
8.1.3 Définition du problème d'optimisation . . . 167
8.2 Interprétation des scénarios optimaux . . . 168
8.2.1 Front et zone de Pareto . . . 168
8.2.2 Analyse des scénarios optimaux extrémaux . . . 171
8.2.3 Comparaison avec le scénario de référence . . . 180
8.3 Perspectives d'études . . . 181
8.3.1 Suite du problème d'application . . . 181
8.3.2 Transmutation des actinides mineurs . . . 183

Conclusion

9 Conclusion générale 185

Annexes

A Scénarios de référence et d'étude 195

B Domaines de validité des métamodèles d'irradiation 211

C Sensibilité des paramètres de scénarios 215

D Estimateur de la faisabilité de scénarios 225

Bibliographie 235

Liste des figures

2 Éléments sur les scénarios électronucléaires

2.1 Cycle du combustible actuel français . . . 10
2.2 Puissance installée approchée des scénarios retenus de la loi 2006 . . . 21
2.3 Inventaire en plutonium en cycle des scénarios retenus de la loi 2006 . . . 23
2.4 Inventaire en plutonium aux déchets des scénarios retenus de la loi 2006 . . . 23
2.5 Radiotoxicité des déchets après 2150 des scénarios retenus de la loi 2006 . . . 25
2.6 Étude paramétrique sur la marge en plutonium des scénarios retenus de la loi 2006 25
2.7 Puissance installée du scénario industriel progressif . . . 26

3 Éléments sur l'optimisation multicritère

3.1 Zone et front de Pareto pour un problème bicritère . . . 39
3.2 Rang des solutions faisables pour un problème bicritère . . . 39
3.3 Formulation des préférences pour l'optimisation multicritère . . . 40
3.4 Fonctionnement général d'un algorithme génétique . . . 45
3.5 Déplacement d'une particule pour l'optimisation par essaim particulaire . . . 48
3.6 Comparaison de deux fronts de Pareto pour un problème bicritère . . . 52

4 Outils de calcul

4.1 Fonctionnement de l'algorithme génétique d'URANIE . . . 59
4.2 Fonctionnement de l'opérateur de croisement de l'algorithme génétique d'URANIE 61
4.3 Fonctionnement de CESAR 5.3 et génération des BBL . . . 64
4.4 Structure de COSI et flux de matières pour un parc REP-RNR . . . 66
4.5 Activité α des déchets issus du retraitement d'assemblages REP UOX et MOX . . 69
4.6 Couplage des outils URANIE, CESAR et COSI pour l'optimisation de scénarios . 70

5 Réduction de la durée d'évaluation d'un scénario

5.1 Chaînes de décroissance du modèle analytique de refroidissement . . . 76
5.2 Méthodologie générale pour la construction d'un métamodèle d'irradiation . . . 77
5.3 Plan d'expériences LHS uniforme de taille $A = 8$ avec $N = 2$ . . . 79
5.4 Biais de l'estimateur $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par réseau de neurones du métamodèle d'irradiation REP MOX en fonction de la taille de la base d'apprentissage A . . . 80
5.5 Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par régression linéaire du métamodèle d'irradiation REP MOX . . . 82
5.6 Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par régression polynomiale d'ordre 2 du métamodèle d'irradiation REP MOX . . . 83
5.7 Perceptron monocouche pour l'estimation de c_i . . . 84
5.8 Biais d'estimation $\overline{\Delta_a}(\mathrm{Cm244})$ par réseau de neurones en fonction du nombre de neurones cachés H avec $(n_{\mathrm{iter}}, n_{\mathrm{init}}) \in [1\,;20]^2$ . . . 86
5.9 Biais d'estimation $\overline{\Delta_a}(\mathrm{Cm244})$ par réseau de neurones en fonction du nombre total d'initialisations $n_{\mathrm{init}} \times n_{\mathrm{iter}}$ avec $(n_{\mathrm{iter}}, n_{\mathrm{init}}) \in [1\,;20]^2$ et $H = 6$ . . . 87
5.10 Moyenne du biais d'estimation $\overline{\Delta_a}(\mathrm{Cm244})$ par réseau de neurones $(\pm\sigma[\overline{\Delta_a}(\mathrm{Cm244})])$ en fonction de $n_{\mathrm{iter}}/(n_{\mathrm{iter}} + n_{\mathrm{init}})$ avec $n_{\mathrm{init}} \times n_{\mathrm{iter}} = 100$ et 400 et $H = 6$ . . . 87
5.11 Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par réseau de neurones du métamodèle d'irradiation REP MOX . . . 88

5.12 Biais des estimateurs $\hat{c}_{\text{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\text{Cm244}}$ par processus gaussien du métamodèle d'irradiation REP MOX . . . 91
5.13 Masse en plutonium des assemblages RNR MOX déchargés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 95
5.14 Masse en actinides mineurs des assemblages RNR MOX déchargés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 95
5.15 Inventaire en plutonium en cycle du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 96
5.16 Inventaire en plutonium aux déchets du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 96
5.17 Marge en plutonium du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 97
5.18 Production de colis de déchets vitrifiés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 98
5.19 Masse moyenne annuelle des actinides et produits de fission par colis de déchets vitrifiés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 98
5.20 Puissance thermique maximale des assemblages neufs du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 100
5.21 Masse d'assemblages usés entreposés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A) . . . 100

6 Études d'optimisation par métaheuristiques

6.1 Puissance installée du scénario d'étude avec $(N_1, N_2) = (7, 27)$ . . . 105
6.2 Déficit en plutonium $m_{\text{Pu-}}$ en fonction des variables de décision du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ . . . 108
6.3 Consommation d'uranium naturel m_{Unat} en fonction des variables de décision du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ . . . 108
6.4 Nombre de colis de déchets vitrifiés $N_{\text{CSD-V}}$ en fonction des variables de décision du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ . . . 108
6.5 Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ dans l'espace de décision . . . 109
6.6 Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ dans l'espace des objectifs . . . 109
6.7 Nombre de colis de déchets vitrifiés $N_{\text{CSD-V}}$ en fonction des variables de décision du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ . . . 110
6.8 Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ dans l'espace de décision . . . 111
6.9 Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ dans l'espace des objectifs . . . 111
6.10 Classification des scénarios évalués par l'algorithme génétique et l'essaim particulaire dans l'espace de décision pour le problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ avec $P = 30$, 50, 100, 200 et 300 . . . 114
6.11 Fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ obtenus par algorithme génétique pour différentes tailles de population P . . . 115
6.12 Fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ obtenus par essaim particulaire pour différentes tailles de population P . . . 115
6.13 Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P . . . 116

6.14 Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$ 117
6.15 Profondeur des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) 118
6.16 Rang des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) 118
6.17 Classification des scénarios évalués par l'algorithme génétique et l'essaim particulaire dans l'espace de décision pour le problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) avec $P = 30$, 50, 100, 200 et 300 120
6.18 Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) obtenus par algorithme génétique pour différentes tailles de population P 121
6.19 Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) obtenus par essaim particulaire pour différentes tailles de population P 121
6.20 Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P 122
6.21 Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$ 123
6.22 Profondeur des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) 124
6.23 Rang des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) 124
6.24 Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario $(14, 30)$ avec la stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ 126
6.25 Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario $(14, 30)$ avec la stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ 126
6.26 Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{mixte}}$) ($p$ =50%) dans l'espace de décision 128
6.27 Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{mixte}}$) ($p$ =50%) dans l'espace des objectifs 128
6.28 Nombre de colis de déchets $N_{\text{CSD-V}}$ du scénario $(14, 30)$ en fonction de la proportion p de la stratégie de retraitement $\mathcal{R}$ 129
6.29 Classification approchée des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) selon les variables N_1 et N_2 130
6.30 Front de Pareto approché du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) 130
6.31 Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario optimal $(14, 30)$ du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) 132
6.32 Écart sur la production de colis de déchets vitrifiés entre les scénarios optimaux $(14, 30)$ des problèmes d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) et ($\mathcal{B}$) 132
6.33 Nombre de colis de déchets $N_{\text{CSD-V}}$ pour plusieurs scénarios avec $N_1 = 14$ en fonction des proportions p_1 et p_2 supposées égales ($p_3 = p_4 = 100\%$) 133
6.34 Comparaison des indicateurs de performance ($\pm\sigma$) des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P 133
6.35 Nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ et convergence Conv ($\pm\sigma$) des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire en fonction de la taille de population P 134

6.36 Indicateurs de diversité $\mathcal{D}$ et $\mathcal{U}$ ($\pm\sigma$) des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire en fonction de la taille de population P . . . 134
6.37 Indicateurs de performance de l'algorithme génétique en fonction des paramètres s et p_H pour le problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) avec $P = 50$ . . . 137

7 Choix d'une méthode d'optimisation
7.1 Illustration du retraitement dans le problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) . . . 141
7.2 Classification approchée des scénarios possibles du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) en fonction des variables N_1 et N_2 . . . 143
7.3 Front de Pareto approché du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) . . . 143
7.4 Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario optimal $(14, 30)$ du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) . . . 144
7.5 Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par algorithme génétique pour différentes tailles de population P . . . 145
7.6 Étendue et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par algorithme génétique en fonction de la taille de population P . . . 146
7.7 Décomposition de la contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par algorithme génétique en fonction de la taille de population P . . . 146
7.8 Cinétique de convergence du front de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenu par algorithme génétique avec $P = 200$ . . . 147
7.9 Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par essaim particulaire pour différentes tailles de population P . . . 147
7.10 Étendue et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par essaim particulaire en fonction de la taille de population P . . . 148
7.11 Cinétique de convergence du front de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenu par essaim particulaire avec $P = 100$ . . . 148
7.12 Fonctionnement de la méthode de recherches aléatoires imbriquées pour la résolution d'un problème d'optimisation avec $N = 2$ . . . 150
7.13 Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par recherches aléatoires imbriquées avec une itération . . . 151
7.14 Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par recherches aléatoires imbriquées avec deux itérations . . . 151
7.15 Production électrique cumulée du parc EPR en fonction de la consommation d'uranium naturel m_{Unat} pour tous les scénarios (N_1, N_2) possibles . . . 155
7.16 Estimation du rang par régression sur la consommation d'uranium naturel m_{Unat} de tous les scénarios (N_1, N_2) possibles . . . 155
7.17 Coefficients de Spearman r_S de l'estimateur du rang des scénarios selon le nombre de colis de déchets $N_{\text{CSD-V}}$ en fonction du nombre de neurones cachés H . . . 157
7.18 Estimation du rang des scénarios des bases d'apprentissage et de test selon le nombre de colis de déchets $N_{\text{CSD-V}}$ par régression sur les rangs . . . 157

8 Application de la méthodologie : vers un parc 100% RNR en 2100
8.1 Front de Pareto du problème ($\mathcal{C}'$) . . . 165
8.2 Front de Pareto du problème ($\mathcal{C}'$) projeté sur m_{Unat} et $N_{\text{CSD-V}}$ . . . 165
8.3 Masse d'assemblages usés entreposés de deux scénarios optimaux du problème ($\mathcal{C}'$) 166
8.4 Masse de plutonium entreposé de deux scénarios optimaux du problème ($\mathcal{C}'$) . . . 167

8.5 Projections 2D du front de Pareto du problème d'application ($\mathcal{D}$) . . . 169
8.6 Fonctions contrainte, exceptée $m_{\text{Pu-}}$, pour les scénarios évalués du problème d'application ($\mathcal{D}$) en fonction de N_1 . . . 170
8.7 Principaux résultats du scénario ($\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}}$) . . . 172
8.8 Principaux résultats du scénario ($\mathcal{D}/P_{\text{CN}}$) . . . 173
8.9 Principaux résultats du scénario ($\mathcal{D}/m_{\text{Pu+}}$) . . . 174
8.10 Masse moyenne annuelle des noyaux lourds et produits de fission par colis de déchets vitrifiés des trois scénarios extrémaux du problème d'application ($\mathcal{D}$) . . . 175
8.11 Teneur massique et qualité du plutonium de la zone fissile des assemblages RNR neufs et usés . . . 176
8.12 Puissance thermique maximale des assemblages neufs et masse de plutonium entreposé du scénario ($\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}}$) . . . 177
8.13 Comparaison des résultats du scénario ($\mathcal{D}/P_{\text{CN}}$) avec les stratégies de retraitement $\mathcal{R}$ et $\mathcal{R}'$ . . . 179
8.14 Masse de plutonium entreposé du scénario ($\mathcal{D}/P_{\text{CN}}$) avec $t_1 = 2,3$ ans et $t_2 = 2,9$ ans et $t_1 = t_2 = 2$ ans . . . 180
8.15 Principaux résultats du scénario de référence . . . 182

A Scénario de référence et d'étude

A.1 Puissance installée du scénario de référence . . . 196
A.2 Projections radiale et axiale du concept de cœur CFV-v1 . . . 197
A.3 Évolution du cycle du combustible du scénario de référence . . . 198
A.4 Puissance installée du scénario d'étude . . . 201
A.5 Consommation cumulée en uranium naturel (scénario de référence vs étude) . . . 202
A.6 Masse d'assemblages neufs produits du scénario de référence . . . 204
A.7 Masse d'assemblages neufs produits du scénario d'étude . . . 204
A.8 Masse d'assemblages usés entreposés du scénario de référence . . . 205
A.9 Masse d'assemblages usés entreposés du scénario d'étude . . . 205
A.10 Masse d'assemblages retraités du scénario de référence . . . 206
A.11 Masse d'assemblages retraités du scénario d'étude . . . 206
A.12 Marge en plutonium (scénario de référence vs étude) . . . 207
A.13 Production de colis de déchets vitrifiés (scénario de référence vs étude) . . . 208
A.14 Masse moyenne annuelle des colis de déchets vitrifiés (scénario de référence vs étude) 208
A.15 Inventaire en plutonium en cycle (scénario de référence vs étude) . . . 209
A.16 Inventaire en plutonium aux déchets (scénario de référence vs étude) . . . 209

C Sensibilité des paramètres de scénarios

C.1 Exemples de résultats de scénarios avec les indicateurs R correspondants pour une demande énergétique qui croît linéairement de 2000 à 2200 . . . 218

D Estimateur de la faisabilité de scénarios

D.1 Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios . . . 228
D.2 Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios infaisables . . . 228
D.3 Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios avec un déficit inférieur à 200 t . . . 229

D.4 Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios infaisables avec un déficit inférieur à 200 t 229
D.5 Estimation de la faisabilité des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios 231
D.6 Indicateurs de qualité de l'estimateur de la faisabilité des scénarios de la base $\mathcal{A}$ en fonction du seuil de faisabilité 231
D.7 Estimation de l'année d'apparition du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios 232
D.8 Indicateurs de qualité de l'estimateur de l'année d'apparition du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ en fonction du seuil de faisabilité 232

Liste des tableaux

2 Éléments sur les scénarios électronucléaires

2.1 Principales filières de réacteurs actuelles ou envisagées en France 11
2.2 Caractéristiques des REP français en service à fin 2015 11
2.3 Répartition des déchets radioactifs en France par catégorie selon leur volume total et leur activité à fin 2013 17
2.4 Quantités de matières radioactives en France à fin 2013 17
2.5 Caractéristiques des réacteurs déployés dans les scénarios retenus de la loi 2006 . . 21

4 Outils de calcul

4.1 Exemple de stratégie de retraitement avec deux lignes de traitement 68

5 Réduction de la durée d'évaluation d'un scénario

5.1 Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ par différentes méthodes de régression du métamodèle d'irradiation REP MOX 92
5.2 Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par différentes méthodes de régression du métamodèle d'irradiation REP MOX 92
5.3 Biais des estimateurs $\hat{c}_i$ par réseaux de neurones des métamodèles d'irradiation REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX 93
5.4 Durées d'évaluation du scénario d'étude avec les versions COSI et COSI-A 99

6 Études d'optimisation par métaheuristiques

6.1 Stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$ du scénario d'étude 106
6.2 Stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\mathrm{REP}}$ du scénario d'étude 106
6.3 Compromis entre les scénarios optimaux du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}})$. 109
6.4 Compromis entre les scénarios optimaux du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{REP}})$ . . 111
6.5 Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P 116
6.6 Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\mathrm{AG}} = \mathcal{C}_{\mathrm{EP}}$ 117
6.7 Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{REP}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P 122
6.8 Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{REP}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\mathrm{AG}} = \mathcal{C}_{\mathrm{EP}}$ 123
6.9 Stratégie de retraitement $\mathcal{R}$ du scénario d'étude 125

8 Application de la méthodologie : vers un parc 100% RNR en 2100

8.1 Stratégie de retraitement $\mathcal{R}'$ du scénario d'étude 166

A Scénario de référence et d'étude

A.1 Principales caractéristiques des cœurs des EPR et RNR 201

B Domaines de validité des métamodèles d'irradiation

B.1 Domaine de validité du métamodèle d'irradiation REP UOX 212
B.2 Domaine de validité du métamodèle d'irradiation REP MOX 212
B.3 Domaine de validité du métamodèle d'irradiation REP URE 213
B.4 Domaine de validité du métamodèle d'irradiation RNR MOX 213

C Sensibilité des paramètres de scénarios

C.1 Variation des paramètres de scénarios 217
C.2 Écarts relatifs maximaux sur les résultats de scénarios 221
C.3 Sensibilités S des résultats de scénarios ($\rho^2 > 0,9$) 222

D Estimateur de la faisabilité de scénarios

D.1 Indicateurs de qualité des estimateurs du déficit en plutonium selon les scénarios considérés pour l'apprentissage 227

Chapitre 1

Introduction générale

La place future de l'énergie nucléaire dans le mix énergétique dépendra de la capacité des systèmes nucléaires à garantir certains avantages vis-à-vis des autres sources de production d'électricité. La stratégie de gestion d'une industrie nucléaire doit alors être définie afin d'optimiser certains critères généraux quantifiables pour tout moyen de production d'électricité. Les scénarios électronucléaires permettent de telles études qui visent à comparer différentes stratégies d'évolution d'un parc nucléaire et des installations associées. Les enjeux associés à ces études concernent, dans le contexte français notamment, la stratégie de renouvellement du parc actuel, la gestion à long terme des déchets, etc.

La recherche de scénarios électronucléaires adaptés à un problème donné repose généralement sur une approche dichotomique menée par des experts. Ces analyses permettent une bonne compréhension des phénomènes qui s'expriment à travers le problème et orientent le déroulement des études pour obtenir un scénario satisfaisant. Cependant, cette approche peut se révéler complexe si le problème fait intervenir un grand nombre de paramètres qui définissent un scénario, de critères qui quantifient la performance et de contraintes caractéristiques de la faisabilité industrielle de ce scénario. De plus, une telle approche ne permet pas toujours de définir l'ensemble complet de scénarios électronucléaires alternatifs à un problème d'optimisation.

Ce travail de doctorat résulte ainsi d'une volonté d'établir une méthodologie de recherche de scénarios électronucléaires optimaux. En effet, les études d'optimisation qui font aujourd'hui l'objet d'une recherche non exhaustive orientée par l'expertise pourraient faire appel à des méthodes d'optimisation. L'utilisation de méthodes adaptées pour l'optimisation de scénarios électronucléaires permettrait à la fois un gain de temps pour l'utilisateur, mais aussi une exploration plus exhaustive des gestions alternatives du parc nucléaire qui offrent les meilleures performances selon les critères définis.

Place du nucléaire dans le mix énergétique

Aujourd'hui, l'énergie est un domaine qui présente des enjeux à l'échelle mondiale. Les ressources et les risques sont partagés, notamment ceux liés aux changements climatiques. Toute nouvelle génération de production électronucléaire doit ainsi être pensée sur des prévisions à cette échelle. Plusieurs tendances d'évolution sont supposées quant à la problématique future de l'énergie dans le monde. Par exemple, la demande devrait continuellement s'accroître, en particulier dans les pays en développement. De même, les ressources de certains moyens de production d'électricité risquent de venir à manquer et vont inciter de nouvelles réflexions sur le mix énergétique. Les performances de l'énergie nucléaire devront être confrontées à celles des autres moyens de production pour définir sa place dans le futur mix énergétique. Pour continuer à subvenir aux besoins, les futurs systèmes nucléaires devront être toujours plus performants en matière de sûreté, d'économie, de résistance à la prolifération et de développement durable. Mais ils doivent aussi répondre aux préoccupations de l'opinion publique comme la gestion des déchets qui explique en partie la défiance à l'égard du nucléaire. En plus de son inquiétude vis-à-vis de la validité des options techniques mises en œuvre, la société souligne l'aspect éthique associé aux déchets nucléaires : a-t-on le droit de léguer à nos descendants des déchets que nous avons produits et accumulés, déchets qu'ils devront gérer et dont ils devront accepter les nuisances ? En ce sens, un enjeu majeur du nucléaire est de minimiser la production de déchets, ou du moins, réduire les impacts qui leur sont associés.

Réacteurs nucléaires du futur

La problématique de la gestion des déchets s'inscrit dans un ensemble plus vaste de contraintes que doivent surmonter les systèmes nucléaires du futur [CEA 2005]. La collaboration internationale "Generation IV" propose cinq critères fondamentaux auxquels devront répondre ces systèmes :

- minimiser la consommation en ressources naturelles ;
- minimiser le risque de prolifération ;
- minimiser la production de déchets ;
- minimiser les risques d'accident ;
- minimiser le coût de production de l'électricité.

En effet, outre l'impact environnemental des déchets, les systèmes nucléaires doivent répondre à d'autres critères et préoccupations de l'opinion publique. Avec les accidents de Three Mile Island (1979), Tchernobyl (1986) et Fukushima (2011) notamment, la sûreté des installations nucléaires est un aspect de l'industrie nucléaire qui fait débat. La non-prolifération des armes nucléaires et des systèmes civils demeure de même une préoccupation importante. L'importance attribuée à chacun de ces critères n'est pas identifiée et dépend du décideur ainsi que du contexte. Par exemple, la rentabilité économique qui était à l'origine prépondérante est désormais complémentaire d'autres critères d'importance grandissante. Le forum a sélectionné six systèmes nucléaires qui satisfont au mieux les critères définis. Ces systèmes de réacteurs présentent pour la majorité un cycle du combustible fermé et un cœur à neutrons rapides. Ceci est une conséquence directe de la prise en compte des critères de développement durable pour l'optimisation de l'utilisation des ressources naturelles et la réduction de la production de déchets. Actuellement, le commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives (CEA) s'est orienté vers l'étude des réacteurs à neutrons rapides (RNR) à caloporteur sodium (RNR-Na) [CEA 2014]. Les études de faisabilité pour le fonctionnement de ces réacteurs reposent sur des problématiques qui interviennent selon différents domaines. On distingue notamment la physique des réacteurs qui traite des aspects

conception et fonctionnement du réacteur de la physique du cycle qui concerne la gestion du combustible nucléaire au sein d'une industrie électronucléaire. Ce travail s'articule selon ce dernier domaine dédié à l'évolution de la gestion d'un parc nucléaire et des installations associées.

Gestion du combustible nucléaire irradié

Une caractéristique commune aux réacteurs est de produire du combustible usé contenant des substances hautement radioactives dont la grande majorité décroît en quelques centaines d'années. Néanmoins, une partie d'entre elles, constituée pour l'essentiel du plutonium et, dans une moindre mesure, des actinides mineurs, présentera des risques radiologiques pendant des centaines de milliers d'années. Adopter une gestion responsable à long terme de ces substances radioactives est l'une des conditions incontournables à satisfaire pour répondre aux attentes de la société à l'égard de l'usage de l'énergie nucléaire. Le retraitement des assemblages usés, le conditionnement dans des colis vitrifiés des résidus non valorisables qui en sont issus et l'entreposage de ces colis dans l'attente d'un stockage des déchets ultimes en couches géologiques profondes, participent en premier lieu aux objectifs d'une gestion durable des matières et déchets radioactifs, conformément aux principes définis par la loi du 28 juin 2006. La gestion des déchets les moins actifs et ceux à vie courte, qui représentent plus de 90% du volume total, est déjà une réalité mise en œuvre dans les centres d'entreposage industriels. De même, de nombreux travaux de R&D sont menés pour la gestion à long terme des déchets de haute activité et à vie longue qui concentrent l'essentiel de la radiotoxicité. Ainsi, le recyclage du plutonium issu du retraitement du combustible usé et la transmutation des actinides mineurs sont étudiés en vue de réduire nettement la radiotoxicité des déchets. Le recyclage des matières nucléaires permet aussi une meilleure utilisation des ressources naturelles. La France a déjà fait le choix de recycler le plutonium suite à la mise en service de l'usine de retraitement de La Hague. Une suite possible à ce choix consiste à séparer puis à transmuter les actinides mineurs, qui sont, après le plutonium, les principaux contributeurs à la radiotoxicité des déchets à long terme. Concernant les déchets ultimes, il s'agit de proposer des solutions techniques permettant une gestion sur le long terme, soit par entreposage, soit par stockage définitif. En ce sens, des travaux sont menés sur le conditionnement. D'ores et déjà, le recyclage de tous les actinides apparaît comme une spécification forte pour minimiser les déchets et aller vers un développement durable de l'énergie nucléaire.

Scénarios électronucléaires

Les études de scénarios électronucléaires permettent de comparer différentes stratégies d'évolution d'un parc nucléaire et des installations associées. Ces potentielles évolutions peuvent faire intervenir différentes options de gestion des matières. L'analyse de scénarios permet ainsi d'évaluer les conséquences d'une gestion du parc sur, par exemple, la possibilité de déploiement d'une nouvelle filière de réacteurs, la gestion des ressources naturelles ou encore la faisabilité du recyclage. L'objectif de ces études n'est pas de prédire l'avenir du nucléaire, mais de mettre en évidence les avantages et les éventuelles difficultés associées à la mise en œuvre de ces scénarios afin d'orienter la recherche de solutions techniques. Les études réalisées au CEA portent notamment sur la définition de scénarios de déploiement d'un parc RNR-Na en France en renouvellement du parc actuel de réacteurs à eau pressurisée (REP).

Optimisation de scénarios

Les études de scénarios électronucléaires s'appuient sur la comparaison de différentes stratégies d'évolution. La recherche de scénarios adaptés à un problème donné repose ainsi généralement sur une approche dichotomique menée par des experts. Ces analyses permettent une bonne compréhension des phénomènes qui s'expriment à travers le problème et orientent le déroulement des études pour obtenir un scénario satisfaisant. Néanmoins, cette approche est itérative et peut se révéler complexe si le problème fait intervenir un grand nombre de paramètres, de critères et de contraintes liés aux scénarios. De plus, une telle approche ne permet pas toujours de définir l'ensemble complet de scénarios alternatifs à un problème d'optimisation, mais oriente la recherche vers un ensemble réduit de scénarios, voire un unique scénario.

Ce travail résulte d'une volonté d'établir une méthodologie de recherche de scénarios électronucléaires optimaux. En effet, les études d'optimisation qui font aujourd'hui l'objet d'une recherche non exhaustive orientée par l'expertise pourraient faire appel à des méthodes d'optimisation qui automatisent la recherche de scénarios optimaux. L'utilisation de méthodes adaptées pour de telles études permettrait à la fois un gain de temps pour l'utilisateur, mais aussi une exploration plus exhaustive des scénarios alternatifs au problème.

Outils disponibles

Une première partie de ce travail consiste en une analyse des outils, s'appuyant sur un travail bibliographique, permettant de réaliser les études présentées par la suite.

Le chapitre 2 traite en premier lieu des scénarios d'évolution du parc nucléaire. L'étude de ces scénarios requiert la compréhension du fonctionnement des différentes installations associées à une industrie nucléaire et des flux de matières nucléaires qu'elles font intervenir. Ces différents éléments forment le cycle du combustible nucléaire qui caractérise la gestion du combustible à travers ses étapes de fabrication, d'irradiation en réacteur, éventuellement de retraitement et de conditionnement des déchets qui en sont issus. Un scénario électronucléaire consiste alors en la gestion temporelle du cycle du combustible associé aux différentes filières de réacteurs déployées. Les éléments introduits dans ce chapitre sont restreints au contexte de l'industrie nucléaire en France considéré pour les différentes études présentées dans ce manuscrit.

Le chapitre 3 introduit ensuite différentes notions pour l'optimisation multicritère. Ce domaine fait intervenir plusieurs approches pour la définition d'un problème d'optimisation et plusieurs méthodes pour sa résolution. Il est nécessaire d'identifier parmi ces méthodes celles qui sont les plus adaptées pour l'optimisation de scénarios électronucléaires. Ces méthodes doivent pouvoir converger vers un ensemble de scénarios optimaux représentatifs des différentes alternatives d'un problème d'optimisation. Les avantages et inconvénients de différentes méthodes d'optimisation sont ainsi discutés afin de définir une approche adaptée pour l'optimisation de scénarios électronucléaires. Ce chapitre conclut sur l'intérêt d'utiliser des métaheuristiques, qui sont une famille de méthodes d'optimisation, pour les études présentées par la suite.

Les outils de calcul utilisés dans le cadre de ce travail pour permettre l'évaluation de scénarios électronucléaires et les études d'optimisation sont présentés dans le chapitre 4. La plateforme d'analyse URANIE est utilisée pour effectuer différentes études, dont l'optimisation de scénarios à l'aide de métaheuristiques. Cette plateforme d'outils mathématiques comprend notamment différents modules de traitement de données, de régression et pour l'optimisation. Le code de simulation de scénarios électronucléaires utilisé dans ce travail est COSI. Ce code permet de

calculer les grandeurs d'intérêt caractéristiques des critères des problèmes d'optimisation étudiés. L'évaluation d'un scénario avec COSI requiert plusieurs calculs d'évolution, sous et hors irradiation, de substances nucléaires. Ces calculs sont effectués à l'aide du code d'évolution CESAR. Ces trois outils sont développés au sein de la direction de l'énergie nucléaire (DEN) du CEA. Le couplage entre ces différents outils permet l'optimisation de scénarios évalués avec COSI.

Mise en place d'une méthodologie d'optimisation

Une seconde partie de ce travail consiste en la mise en place d'une méthodologie d'optimisation de scénarios d'évolution du parc nucléaire.

La durée d'un calcul d'optimisation dépend à la fois du nombre d'évaluations nécessaire à la convergence de la méthode d'optimisation et de la durée d'une évaluation. Pour ce travail, les études d'optimisation de scénarios évalués avec COSI, qui fait appel au code CESAR, ne sont pas réalisables en un temps raisonnable. La durée d'un tel calcul d'optimisation peut atteindre quelques années avec les ressources informatiques utilisées. Il est alors nécessaire de diminuer soit le nombre d'évaluations d'un calcul d'optimisation, soit la durée d'une évaluation pour permettre ces études. Quelle que soit l'approche choisie, les développements apportés ne doivent pas mener à une dégradation de la qualité des scénarios optimaux, que ce soit du point de vue de leur optimalité ou de la précision des grandeurs d'intérêt associées. La majeure partie de la durée d'évaluation d'un scénario provient des calculs d'évolution sous et hors irradiation avec le code CESAR. Nous proposons donc lors de l'évaluation d'un scénario d'utiliser des modèles approchés et notamment des métamodèles pour les calculs d'évolution. Un tel travail a déjà été effectué au sein du laboratoire d'études du cycle (LECy) en vue de permettre des études de propagation d'incertitudes dans les scénarios [Krivtchik 2014]. Les développements associés à cette réduction de la durée d'évaluation sont présentés dans le chapitre 5. L'approche choisie dans un premier temps pour la réduction de la durée d'un calcul d'optimisation concerne donc l'accélération de l'évaluation des scénarios. En effet, il est plus judicieux de réduire la durée d'évaluation des scénarios avant d'envisager des études, qui vont nécessiter plusieurs calculs d'optimisation, pour réduire le nombre d'évaluations.

Le gain sur la durée d'évaluation apporté par l'utilisation de modèles d'évolution approchés permet d'effectuer des calculs d'optimisation en un temps raisonnable. La suite des travaux porte alors sur la mise en place d'une méthodologie d'optimisation. Les premières études d'optimisation portent sur l'utilisation de deux métaheuristiques (algorithme génétique et essaim particulaire) disponibles dans URANIE. À ce stade, les études n'ont pas pour objet de trouver les scénarios optimaux d'un problème complet, mais de valider la méthodologie. En effet, la résolution d'un problème complet fait intervenir un grand nombre de critères, variables et contraintes qui rendent complexe l'identification de difficultés inhérentes au processus d'optimisation. Pour détecter ces difficultés, une démarche de type incrémentale est définie : un scénario d'étude est optimisé pour différents problèmes de complexité croissante, c'est-à-dire faisant intervenir un nombre croissant de critères, contraintes et variables. Ces études permettent alors d'identifier les difficultés d'application de la méthodologie et de formuler de nouvelles recommandations d'utilisation. La définition du scénario d'étude qui est optimisé selon ces problèmes successifs s'appuie sur un scénario de transition du parc actuel vers un parc RNR-Na étudié dans le cadre de la loi de 2006. Le premier problème d'optimisation étudié est bicritère et combinatoire (deux variables). L'objet de ce problème est de trouver une stratégie de déploiement de RNR-Na qui permet de minimiser la consommation d'uranium naturel et la production de colis de déchets vitrifiés.

La connaissance des scénarios optimaux de ce problème accessibles par une recherche exhaustive permet d'analyser et de vérifier la convergence des métaheuristiques considérées vers ces scénarios. La démarche incrémentale consiste dans un second temps à raffiner le problème par l'ajout de critères, contraintes ou variables et de poursuivre les études d'optimisation. L'optimisation du premier problème montre que la stratégie de retraitement présente un net impact sur les scénarios optimaux et doit donc faire l'objet d'une optimisation conjointe à la stratégie de déploiement des RNR-Na. Ces études permettent d'approfondir les études de sensibilité des paramètres inhérents aux métaheuristiques sur la convergence du calcul d'optimisation vers les scénarios optimaux. Les études associées à cette approche incrémentale sont présentées dans le chapitre 6. À travers ce chapitre, la possibilité de réduire le nombre d'évaluations afin de diminuer la durée d'un calcul d'optimisation sans dégrader l'optimalité des scénarios obtenus est discutée.

Les résultats d'un problème plus complexe, considérant l'optimisation conjointe du déploiement de RNR-Na et de la stratégie de retraitement du combustible usé, montrent la nécessité d'affiner la prise en compte du retraitement pour que le problème soit plus représentatif d'un scénario industriellement faisable. L'optimisation de ce nouveau problème permet une nouvelle fois l'étude de la convergence des métaheuristiques, mais aussi de tester les performances de méthodes additionnelles pour l'optimisation de scénarios. Ces études sont présentées dans le chapitre 7. Une première méthode consiste à axer le processus de recherche de scénarios selon des échantillonnages dans des domaines de variation réduits au fil du calcul d'optimisation. Une seconde méthode concerne la réduction de la durée d'évaluation d'un scénario en construisant des métamodèles d'évaluation de scénarios. Ces métamodèles d'évaluation se doivent de conserver les relations d'optimalité entre les scénarios et n'ont pas pour principal but une estimation précise des fonctions objectif et contrainte. En d'autres termes, dans le cadre d'un calcul d'optimisation, il n'est pas nécessaire que l'évaluation des grandeurs d'intérêt des scénarios soit précise, mais que leur comparaison pour plusieurs scénarios reste identique. Les études de ce chapitre permettent de conclure sur la définition d'une méthodologie adaptée pour l'optimisation de scénarios électronucléaires.

Application de la méthodologie

Une dernière partie de ce travail, présentée dans le chapitre 8, vise à illustrer les possibilités de la méthodologie via l'étude d'un problème d'optimisation de scénarios électronucléaires.

Nous proposons comme cas d'application à la méthodologie d'optimisation de définir un problème plus complet représentatif des études menées dans le cadre de la loi 2006. Ce problème considère quatre critères : minimiser la consommation d'uranium naturel, la production de colis de déchets vitrifiés, la puissance thermique maximale des assemblages neufs et la quantité maximale entreposée de plutonium issu du retraitement. De plus, ce problème impose aux scénarios d'aboutir à un parc 100% RNR-Na à partir de 2100, contrairement aux scénarios des problèmes étudiés dans les chapitres précédents. Les scénarios optimaux de ce problème d'application sont interprétés et certains d'entre eux sont étudiés plus en détail. La performance de ces scénarios est comparée à celle d'un scénario étudié dans le cadre de la loi de 2006. Cette comparaison permet de valider ou non l'optimalité du scénario défini dans le cadre de cette loi vis-à-vis des critères définis et éventuellement de trouver de nouvelles alternatives optimales à ce scénario.

Chapitre 2

Éléments sur les scénarios électronucléaires

L'énergie nucléaire est aujourd'hui au centre d'un important débat. La part de nucléaire dans le mix énergétique français futur sera déterminée par la capacité des systèmes nucléaires à répondre à des contraintes toujours plus fortes d'un point de vue environnemental, sociétal et économique. Dans le même temps, les troisièmes visites décennales du parc nucléaire français ont débuté. La question de la durée de vie de ce parc et des nouveaux moyens de production qui pourraient le remplacer à terme doit être considérée via l'étude de scénarios électronucléaires. Différents scénarios sont envisagés dans le contexte français, comme la prolongation de la durée de vie du parc nucléaire actuel, l'accélération du passage à la 3e génération, voire à la 4e génération et la réduction progressive du nucléaire.

Ce chapitre introduit les notions sur les scénarios électronucléaires reprises dans la suite de ce manuscrit. En premier lieu, les notions du cycle du combustible nucléaire sont introduites (cf. §2.1). Elles concernent l'ensemble des opérations que peut subir la matière avant ou après son irradiation en réacteur. Les scénarios d'évolution du parc nucléaire, qui utilisent ces notions pour définir une gestion d'un ensemble de réacteurs nucléaires et des installations associées, sont ensuite présentés (cf. §2.2). Cette gestion régit l'évolution de l'industrie nucléaire et présente ainsi des impacts à différentes échelles qu'il est nécessaire de maîtriser. Ces impacts permettent de définir des critères sur la compétitivité du nucléaire vis-à-vis des autres sources de production d'électricité et son acceptation vis-à-vis du public (cf. §2.3).

Sommaire

2.1 Cycle du combustible nucléaire 8
2.1.1 Combustible nucléaire 8
2.1.2 Réacteurs nucléaires 9
2.1.3 Amont du cycle 12
2.1.4 Aval du cycle 13
2.1.5 Gestion des déchets radioactifs 14
2.2 Scénarios d'évolution du parc nucléaire 16
2.2.1 Contexte 16
2.2.2 Scénarios de la loi 2006 20
2.3 Critères du parc nucléaire futur 26
2.3.1 Problématique 26
2.3.2 Définition de critères 27

2.1. Cycle du combustible nucléaire

2.1.1. Combustible nucléaire

Généralités

Comme toute installation destinée à produire de l'énergie, un réacteur nucléaire doit être approvisionné en combustible. On distingue deux matières nucléaires d'intérêt dans un combustible nucléaire :

- les matières fissiles sont constituées de noyaux lourds pouvant subir une fission par absorption d'un neutron, quelle que soit son énergie ;
- les matières fertiles sont constituées de noyaux lourds se transformant en noyaux fissiles après absorption d'un neutron et décroissances β.

Lorsque le combustible est irradié, la fission d'un noyau lourd induite par un neutron libère une énergie d'environ 200 MeV récupérée sous forme de chaleur et utilisée pour la production d'électricité. La fission émet aussi quelques neutrons qui à leur tour peuvent entretenir les réactions de fission, c'est le principe de la réaction en chaîne.

Deux éléments présents à l'état naturel peuvent être utilisés pour la fabrication du combustible nucléaire :

- l'uranium composé de 0,7% d'^{235}U fissile et 99,3% d'^{238}U fertile qui peut se transformer en ^{239}Pu fissile après capture neutronique et désintégrations ;
- le thorium composé de ^{232}Th fertile qui se transforme après capture neutronique et désintégrations en ^{233}U fissile.

L'utilisation de chacun de ces éléments dans le combustible définit deux cycles possibles :

- cycle U-Pu : c'est le cycle actuellement mis en œuvre en France et de par le monde ;
- cycle Th-U : ce cycle n'est actuellement pas mis en place et les procédés qui lui sont associés sont encore à l'étude.

Les études actuellement réalisées quant à la gestion future de l'industrie nucléaire française considèrent principalement le cycle U-Pu, industriellement mature et donc retenu dans le cadre de ce travail.

Gestion du combustible en réacteur

En produisant de l'énergie, le combustible nucléaire s'épuise : il contient de moins en moins de matière fissile et se charge progressivement en éléments absorbants les neutrons, nuisibles au maintien de la réaction en chaîne. Il est donc nécessaire de décharger le combustible irradié et de le remplacer par du combustible neuf [Kerkar et Paulin 2008]. Pour les réacteurs considérés dans le cadre de ces travaux, il est nécessaire d'introduire un fractionnement dans le renouvellement du cœur. Dans le cas d'un fractionnement par quart par exemple, le quart des assemblages combustibles les plus irradiés du cœur sont remplacés par des assemblages neufs après chaque cycle d'irradiation. Un assemblage effectue alors quatre cycles d'irradiation avant d'être déchargé. Un cycle d'irradiation est défini en premier lieu par une longueur de cycle qui correspond à la durée de fonctionnement du réacteur entre deux rechargements successifs. Cette durée peut être mesurée en jours équivalents pleine puissance (JEPP), elle correspond à la durée effective de fonctionnement du réacteur à sa puissance nominale. Un cycle d'irradiation est défini d'autre part par l'énergie dégagée par l'irradiation d'une tonne de combustible, appelée le taux de combustion thermique

(ou *burnup*) et notée TCT. Le taux de combustion est lié à la longueur de cycle selon la relation

$$TCT\ [\text{MWj/t}] = P\ [\text{W/g}] \times \Delta t\ [\text{j}], \tag{2.1}$$

où P est la puissance spécifique d'irradiation, correspondant à la puissance thermique massique du réacteur.

Plusieurs éléments se forment lors de l'irradiation du combustible et sont présents dans le combustible usé. Ils peuvent être classés selon trois catégories :

- les produits de fission (PF) résultant de la fission de l'uranium et du plutonium ; ce terme englobe à la fois les produits de la fission directe (qui sont pour la plupart de courtes périodes) et les résidus de fission résultant de la désintégration spontanée ou de la transmutation de ces derniers ;
- les noyaux lourds (NL) initialement présents et produits par capture qui sont classés selon deux catégories : les actinides majeurs (U et Pu) et les actinides mineurs (Np, Am et Cm) ; cette distinction entre actinides reflète les quantités bien plus importantes pour les actinides majeurs et le caractère fissile de certains de leurs isotopes alors que les actinides mineurs (émetteurs α et β), bien que certains soient fissiles, sont actuellement considérés comme des déchets ;
- les produits d'activation (PA) issus de l'interaction des neutrons avec des structures d'assemblage (gaines, grilles et embouts) et des impuretés présentes dans le combustible.

Cycle du combustible

Le cycle du combustible regroupe l'ensemble des opérations industrielles visant à fabriquer le combustible neuf, produire de l'électricité par l'irradiation du combustible et gérer le combustible usé [Patarin 2002 ; Naudet et Reuss 2008]. L'irradiation en réacteur sépare l'amont du cycle, qui porte sur la fabrication du combustible neuf, de l'aval du cycle, qui concerne la gestion du combustible usé. Le cycle du combustible comporte ainsi différentes installations de gestion des matières. Le transfert des matières entre chaque installation fait l'objet d'un moyen de transport spécifique et sous contrôle.

Le cycle mis en jeu dépend des réacteurs déployés. En France, il s'agit aujourd'hui de réacteurs à eau pressurisée (REP). Le combustible principal de ces réacteurs est constitué d'oxyde d'uranium UO_2 (UOX). Le plutonium généré en réacteur et présent dans le combustible usé peut être séparé des autres éléments et recyclé pour la fabrication de combustible constitué d'oxyde mixte de plutonium et d'uranium $(U,Pu)O_2$ (MOX). De même, l'uranium issu du retraitement (URT) peut être ré enrichi (URE) et utilisé pour la fabrication de combustible neuf URE, permettant ainsi de réduire la consommation d'uranium naturel. La figure 2.1 représente de manière simplifiée le cycle du combustible actuel français. Les différentes installations de ce cycle qui caractérisent l'amont et l'aval du cycle, les réacteurs ainsi que l'usine de retraitement qui relie l'aval à l'amont du cycle sont présentés plus en détail dans les sections suivantes.

2.1.2. Réacteurs nucléaires

Filières de réacteurs

La conception d'un réacteur nucléaire consiste en l'agencement dans le cœur de matières fissiles et fertiles constituant le combustible, d'un caloporteur destiné à évacuer la chaleur produite par

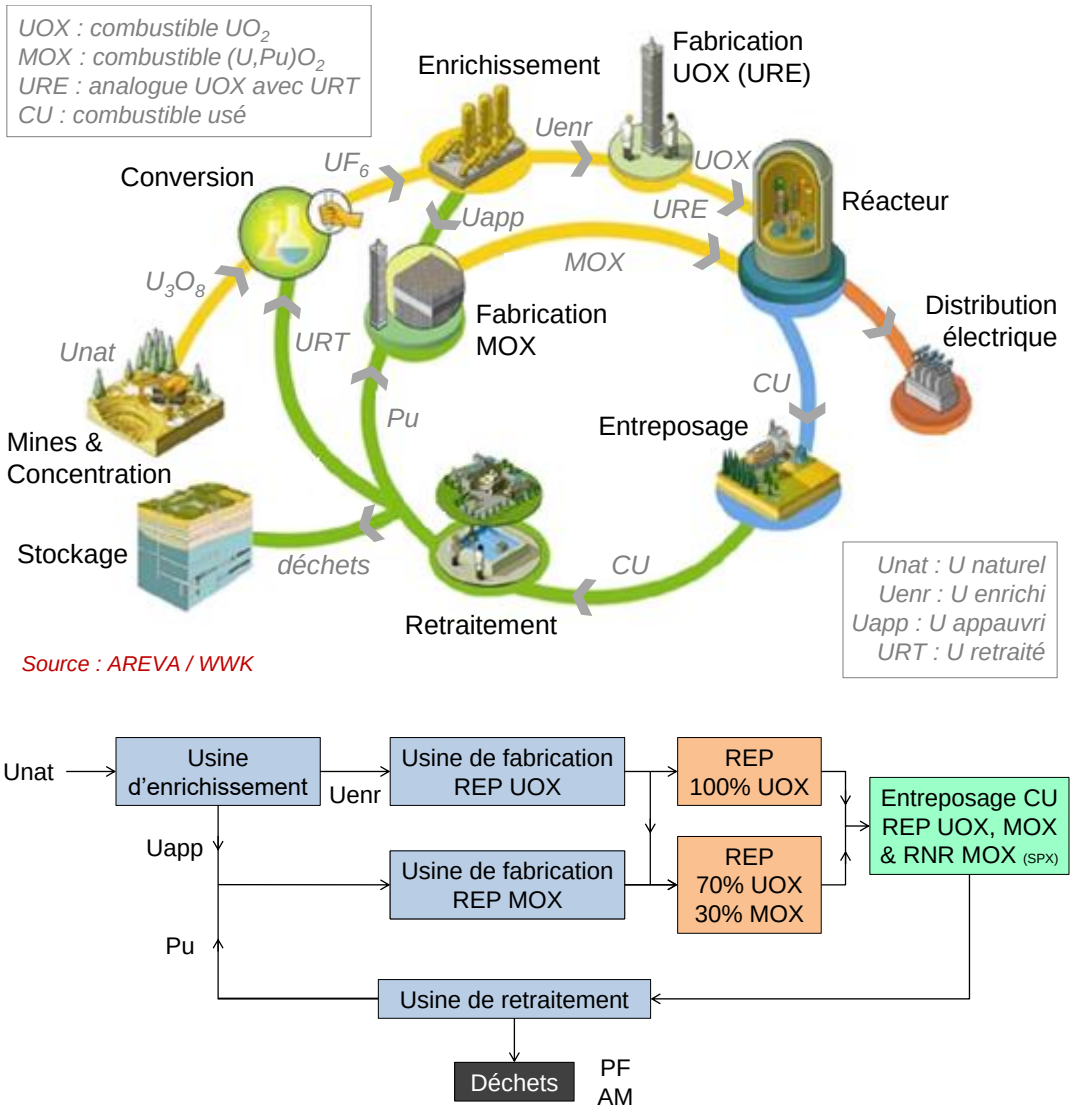


FIGURE 2.1 – *Cycle du combustible actuel français*

les réactions de fission, éventuellement d'un modérateur dont le rôle est de ralentir les neutrons et d'un absorbant neutronique pour contrôler la réaction en chaîne. Plusieurs options sont possibles pour chacun de ces éléments et même si elles ne sont pas toutes viables, de nombreux types de réacteurs sont envisageables. Une filière de réacteurs désigne alors un ensemble de choix technologiques (modérateur, caloporteur, combustible, etc.) conduisant à des réacteurs similaires dans leur conception et leur réalisation [Naudet et Reuss 2008].

Les filières de réacteurs nucléaires peuvent être classées en plusieurs générations. La chronologie des différentes générations correspond à la date de maturité des technologies associées, permettant un déploiement à l'échelle industrielle. On distingue à ce jour quatre générations de réacteurs :

- la première génération regroupe les premiers réacteurs déployés ; elle correspond en France à la filière "uranium naturel graphite gaz" (UNGG) ;
- la deuxième génération désigne les réacteurs actuellement en service ; elle correspond en France à la filière REP, qui comprend différents paliers (CP0, CPY, P4, P'4 et N4) ;
- la troisième génération représente les réacteurs industriels constructibles les plus avancés ; elle correspond en France aux réacteurs pressurisés européens (EPR) ;
- la quatrième génération regroupe certains systèmes actuellement à l'étude qui comportent des innovations technologiques importantes ; la filière des réacteurs à neutrons rapides à caloporteur sodium (RNR-Na) en est la principale filière étudiée en France.

Le tableau 2.1 regroupe les caractéristiques des différentes filières énoncées.

Filière	Génération	Modérateur	Caloporteur	Combustible
UNGG	1	Graphite	Gaz carbonique	UOX (Uenr ou Unat)
REP	2 et 3 (EPR)	Eau	Eau sous pression	UOX, MOX
RNR-Na	4	-	Sodium	UOX, MOX

TABLEAU 2.1 – *Principales filières de réacteurs actuelles ou envisagées en France [CEA 2015b]*

Réacteurs actuels et envisagés en France

Les caractéristiques des REP du parc nucléaire français, actuellement en fonctionnement, sont présentées dans le tableau 2.2. Le parc REP français s'est organisé en paliers successifs (CP0, CPY, P4, P'4 puis N4). Ces paliers respectent les mêmes principes et la même architecture industrielle, mais tiennent compte du retour d'expérience de l'exploitation pour apporter des modifications et optimiser leur performance.

Palier	Puissance (MWe)	Nombre de réacteurs	Dates de mise en service
CP0 et CPY	900	34	1977 → 1987
P4 et P'4	1 300	20	1984 → 1993
N4	1 450	4	1996 → 1999

TABLEAU 2.2 – *Caractéristiques des REP français en service à fin 2015*

L'EPR, appartenant à la filière des REP, bénéficie du retour d'expérience et de la maturité industrielle des REP. L'EPR présente des améliorations technico-économiques vis-à-vis du N4 selon :

- la puissance unitaire (1 600 MWe au lieu de 1 450 MWe) ;
- la durée de vie (60 ans au lieu de 40 ans) ;
- le taux de combustion (55 GWj/t au lieu de 45 GWj/t) ;

- le rendement (37% au lieu de 35%) ;
- la possibilité de charger le cœur en MOX uniquement ;
- la sûreté (récupérateur de corium, enceinte de confinement, etc.).

Parmi les différentes technologies de RNR étudiées, seule celle avec un caloporteur sodium demeure compatible pour un déploiement vers 2040. Les RNR-Na disposent en effet de la plus grande exploitation préindustrielle et font l'objet des développements les plus importants, par rapport aux filières RNR avec d'autres caloporteurs. Dans la suite du manuscrit, l'utilisation du terme RNR se réfère aux RNR-Na qui sont considérés dans les travaux présentés. Les RNR-Na présentent entre autres l'avantage d'apporter de la flexibilité dans la gestion des matières issues du cycle. Cette flexibilité est principalement liée à la possibilité de faire varier le gain de régénération du système, c'est-à-dire que les RNR-Na peuvent réduire, stabiliser ou augmenter l'inventaire en plutonium dans le cycle (RNR-Na brûleur, isogénérateur ou surgénérateur). Par exemple, une fois constitué un stock suffisant de matières fissiles, un RNR-Na isogénérateur qui recycle le plutonium peut fonctionner avec seulement un appoint en ^{238}U (uranium appauvri).

2.1.3. Amont du cycle

L'amont du cycle regroupe les opérations nécessaires pour la fabrication du combustible neuf, avant son irradiation en réacteur. Ces opérations concernent :

- l'extraction du minerai d'uranium des mines, aussi appelé uranium naturel (Unat) ;
- la concentration du minerai d'uranium pour former du yellowcake (Unat $\rightarrow$ U_3O_8) ;
- la conversion (ou fluoration) du yellowcake ($U_3O_8 \rightarrow UF_6$) ;
- l'enrichissement de l'UF_6 pour augmenter sa teneur en ^{235}U ;
- la fabrication des assemblages combustibles neufs.

Le minerai extrait des mines contient moins de 1% d'uranium. La concentration de l'uranium du minerai permet de former du yellowcake (U_3O_8) contenant de 60 à 70% d'uranium. Le yellowcake n'est pas utilisable en l'état dans un réacteur et doit être enrichi en ^{235}U. Il doit être transformé en UF_6 par conversion pour permettre son enrichissement. En France, la conversion débute à l'usine de Malvési ($U_3O_8 \rightarrow UF_4$) et se termine à l'usine de Pierrelatte ($UF_4 \rightarrow UF_6$) sur le site nucléaire de Tricastin. Deux procédés d'enrichissement ont été développés à l'échelle industrielle : la diffusion gazeuse et l'ultracentrifugation, qui sont basées sur la différence de mobilité entre ^{235}U et ^{238}U due à leur différence de masse. En France, l'enrichissement était fait jusqu'en 2012 par diffusion gazeuse à l'usine Georges-Besse sur le site nucléaire de Tricastin. Depuis, cette usine a été remplacée par l'usine Georges-Besse II qui utilise l'ultracentrifugation. Cette usine d'enrichissement produit de l'uranium enrichi (Uenr : $\sim$ 4% d'^{235}U) utilisable en réacteur et de l'uranium appauvri (Uapp : $\sim$ 0,2% à 0,3% d'^{235}U). Après une étape de conversion de l'UF_6 en oxyde d'uranium UO_2, la fabrication du combustible consiste dans un premier temps à comprimer l'oxyde d'uranium en pastilles. Ces pastilles sont ensuite introduites dans des tubes de gaines pour former des crayons. Ces crayons sont regroupés dans des assemblages qui forment le combustible neuf. En France, la fabrication du combustible UOX se fait sur le site nucléaire de Romans. L'uranium issu du retraitement peut aussi être ré enrichi pour la fabrication de combustible URE. L'uranium appauvri issu de l'enrichissement peut être utilisé notamment pour la fabrication de combustible MOX à l'usine MELOX sur le site nucléaire de Marcoule.

2.1.4. Aval du cycle

L'aval du cycle correspond aux opérations menées sur le combustible usé après déchargement. Ces opérations concernent :

- l'entreposage [1] du combustible usé ;
- le retraitement du combustible usé ;
- le conditionnement et la gestion des déchets.

Le cycle est fermé si le combustible usé est retraité ou ouvert si le combustible usé est entreposé puis stocké. En France, le combustible usé est retraité une fois (monorecyclage) afin de pouvoir recycler le plutonium et l'uranium du combustible UOX usé dans du combustible MOX neuf.

Le combustible usé déchargé du réacteur continue d'émettre de l'énergie dite résiduelle et doit être refroidi pendant quelques années avant sa manutention. Pour cela, il est entreposé en piscine [2] pour assurer la décroissance des éléments de courte période. Si l'assemblage usé est destiné à être retraité, il restera au moins un an dans la piscine de la centrale puis sera transporté sur le site de retraitement où il sera entreposé en piscine pendant quelques années. Si l'assemblage n'est pas destiné à être retraité, l'entreposage sur le site de la centrale est plus long.

Retraitement du combustible usé

Parmi les noyaux lourds du combustible usé, une quantité importante de matières valorisables peut être recyclée. En effet, le combustible usé déchargé contient encore environ 95% d'uranium moins enrichi qu'à l'origine et environ 1% de plutonium, des produits de fission et des actinides mineurs. Le retraitement consiste alors à séparer chimiquement les éléments du combustible usé afin que chacun puisse être géré d'une manière différente. Par ailleurs, les produits de fission et les actinides mineurs produits au cours de l'irradiation induisent une forte puissance thermique du combustible usé. Le retraitement du combustible permet alors de :

- séparer les matières potentiellement valorisables des autres éléments qui constituent les déchets ;
- conditionner [3] les déchets radioactifs sous une forme inerte et sûre.

Ainsi, les isotopes fissiles ou fertiles du combustible usé peuvent être recyclés dans du combustible neuf. Le plutonium est par ailleurs le principal contributeur de la radiotoxicité à long terme du combustible usé. Les actinides mineurs, s'ils ne représentent que le millième de sa masse, constituent une fois le plutonium retiré la principale composante de sa nocivité résiduelle au-delà de quelques siècles. Les produits de fission quant à eux sont le principal contributeur de la radiotoxicité lors des cent premières années.

La France a fait très tôt le choix de retraiter le combustible usé afin de préserver les ressources naturelles et de réduire le volume et la toxicité des déchets. Les produits de fission et les actinides mineurs constituent des déchets ultimes inutilisables dans le contexte actuel. Le plutonium peut être recyclé sous forme de combustible MOX et l'uranium issu du retraitement peut être ré enrichi. Le Japon, la Russie, le Royaume-Uni et la Chine ont aussi fait le choix du cycle partiellement fermé (monorecyclage). Le cycle ouvert n'implique aucune intention de recyclage des matières.

1. L'entreposage se réfère à une situation transitoire, éventuellement de longue durée, contrairement au stockage qui présente un caractère définitif.
2. L'eau joue le triple rôle de caloporteur, d'absorbant neutronique et de protection du personnel contre le rayonnement.
3. Le conditionnement regroupe l'ensemble des opérations menant à la fabrication d'un colis contenant les déchets radioactifs.

Les opérations de l'aval du cycle s'en retrouvent simplifiées puisque le combustible est considéré comme un déchet et destiné à être stocké en l'état. La Suède, la Finlande, les États-Unis, l'Allemagne et le Canada considèrent actuellement le combustible usé comme un déchet.

Situation actuelle en France

En France, le retraitement est réalisé via le procédé PUREX (*plutonium uranium refining by extraction*) dans l'usine de retraitement de La Hague d'une capacité de 1 700 t/an de métal lourd [4], dont environ 850 t/an pour le compte des centrales REP françaises, le reste étant prévu pour le retraitement contractuel de combustible étranger. Une usine de retraitement manipule des produits hautement radioactifs. Toutes les opérations doivent donc être entièrement automatisées. Ces produits contenant des matières fissiles en concentration notable, il faut veiller entre autres au risque de criticité, c'est-à-dire s'assurer que le démarrage intempestif d'une réaction en chaîne de fission ne soit pas possible. À l'heure actuelle, seul le plutonium issu du combustible usé UOX est recyclé dans du combustible MOX. La composition isotopique dégradée du plutonium restant dans les assemblages MOX usés (teneur élevée en isotopes non fissiles du plutonium) ne permet pas de multirecycler le plutonium, bien que la masse de plutonium restant dans les assemblages MOX irradiés soit globalement de l'ordre des deux tiers de la masse initiale.

Perspectives

Le déploiement futur de RNR-Na permettrait de multirecycler le plutonium et les actinides mineurs. Cette perspective débuterait par le traitement des assemblages REP MOX actuellement entreposés pour en récupérer les matières valorisables, recycler le plutonium dans du combustible neuf RNR MOX puis traiter le combustible usé RNR MOX. Le multirecyclage permet ainsi une valorisation plus aboutie des matières que la stratégie actuellement à l'œuvre [CEA 2012a,b,c,d,e]. Cette option est étudiée dans le cadre des études sur la loi 2006 (cf. §2.2.2).

Dans une dynamique d'optimisation sur la gestion des déchets, il est aussi envisagé de séparer et transmuter les actinides mineurs du combustible usé. La transmutation des actinides mineurs n'a de sens que si elle est accompagnée d'une stratégie de recyclage du plutonium. Le déploiement de RNR-Na rendrait donc possible cette option de transmutation. Cette stratégie ne peut néanmoins s'appliquer aux déchets du parc actuel conditionnés sous forme de verre. De même, la transmutation ne supprime pas le besoin d'un stockage géologique de déchets à vie longue qui seront toujours présents, bien qu'en quantité réduite et de compositions différentes.

2.1.5. Gestion des déchets radioactifs

Classification des déchets

La référence à un usage ultérieur permet de distinguer un déchet d'une matière nucléaire qui est utilisable dans le cycle. Ainsi, la frontière entre déchet et matière est sujette à variation, selon s'il n'existe aucun usage pour des raisons techniques ou politiques. Le plutonium est considéré comme une matière nucléaire dans un contexte de développement du nucléaire comportant des risques de raréfaction de l'uranium, ou comme déchet s'il n'est pas prévu qu'il soit recyclé.

4. Voir décret : https://www.legifrance.gouv.fr/eli/decret/2003/1/10/INDI0200838D/jo/texte

Le combustible usé introduit des contraintes fortes pour l'industrie de l'aval du cycle :
- la chaleur résiduelle qui implique un refroidissement adapté du combustible ;
- la haute activité qui impose des protections adéquates ;
- la chimie complexe compte tenu de la très grande variété des actinides et produits de fission ;
- le risque de criticité associé aux matières fissiles présentes.

Ces spécificités font intervenir différentes gestions des déchets issus du combustible usé. Les déchets sont alors classés selon deux critères :
- le niveau d'activité qui conditionne l'importance des protections à mettre en place pour se protéger de la radioactivité ;
- la période radioactive des produits contenus qui définit la durée de leur nuisance potentielle.

On distingue ainsi trois catégories principales de déchets radioactifs selon ces critères :
- catégorie A : déchets de faible et moyenne activité à vie courte (au maximum 30 ans), émetteurs β et γ, constitués essentiellement des déchets technologiques ;
- catégorie B : déchets de faible et moyenne activité à vie longue, constitués de matériaux fortement contaminés telles les gaines de combustible ;
- catégorie C : déchets de haute activité à vie longue ; il s'agit essentiellement de combustible irradié s'il n'est pas retraité ou des conteneurs de verre issus du traitement qui incorporent les produits de fission et les actinides mineurs.

La limite sur la période distinguant les déchets à vie courte et vie longue est fixée à 30 ans, par référence aux périodes des deux produits de fission ^{90}Sr et ^{137}Cs qui constituent la principale source de radioactivité des déchets avec les isotopes du plutonium. Une autre classification des déchets radioactifs plus communément utilisée conduit à différencier les catégories suivantes :
- les déchets de haute activité (HA) : > 1 GBq/g ;
- les déchets de moyenne activité à vie longue (MAVL) : de 1 MBq/g à 1 GBq/g ;
- les déchets de faible activité à vie longue (FAVL) : de 100 Bq/g à 1 MBq/g ;
- les déchets de faible activité et moyenne activité à vie courte (FMAVC) : de 100 Bq/g à 1 GBq/g ;
- les déchets de très faible activité (TFA) : de 1 Bq/g à 100 Bq/g.

Selon cette classification, un déchet est de vie très courte si sa période est inférieure à 100 jours.

Gestion actuelle

La radioactivité des déchets de type A, qui regroupent les déchets FMAVC et FAVL, aura pratiquement disparu après 300 ans. Ainsi ces produits sont stockés de façon définitive dans des centres qui pourront être réaffectés à un autre usage après trois siècles. Il y a deux centres de stockage de ce type en France (centres de la Manche et de l'Aube) pour une capacité totale de 1 530 000 m^3. Ces centres, ainsi que le centre d'entreposage des déchets TFA (Morvilliers) sont gérés par l'agence nationale pour la gestion des déchets radioactifs (ANDRA). Les déchets de types B et C (MAVL et HA), dits HAVL, posent un problème différent puisque le stockage doit être envisagé pour des milliers d'années. Dans cette problématique des déchets à vie longue, les périodes de temps sont trop grandes pour faire des projections précises. Un stockage à grande profondeur de ces déchets dans une formation géologique stable, peu sujette aux circulations d'eau souterraine et présentant peu de risque d'intrusion future serait vraisemblablement une solution adéquate, c'est-à-dire susceptible de confiner ces déchets avec une très grande sûreté vis-à-vis d'une dissémination dans un futur plus ou moins lointain. Dès lors, les déchets HAVL sont vitrifiés dans des colis standards de déchets vitrifiés (CSD-V). La décision d'un tel stockage

n'a pas encore été prise en France. Cette décision n'est pas urgente du fait des faibles volumes de déchets concernés (cf. tableau 2.3) qui sont actuellement entreposés temporairement dans des puits bétonnés près des ateliers de vitrification de Marcoule et de La Hague. Le projet actuel CIGEO (centre industriel de stockage géologique) est actuellement à l'étude pour le stockage en couche géologique profonde des déchets HAVL. Sauf remise en cause du projet, ce centre sera implanté dans l'est de la France, à la limite de la Meuse et de la Haute-Marne.

2.2. Scénarios d'évolution du parc nucléaire

2.2.1. Contexte

Historique du parc nucléaire français

Dès les années 1950, une stratégie s'est imposée aux promoteurs de l'énergie nucléaire pour une utilisation optimale de l'uranium naturel dont les ressources sont limitées [Reuss 2007]. Cette stratégie consiste dans un premier temps à déployer des REP et à stocker le plutonium issu du retraitement du combustible usé. Ensuite, des RNR surgénérateurs sont déployés et utilisent ce plutonium. À terme, quand le parc est essentiellement constitué de RNR, le gain de régénération peut être fixé à zéro pour stabiliser l'inventaire en plutonium. Ce scénario envisagé porte sur le long terme car la surgénération est longue à mettre en œuvre. En effet, il faut disposer de temps pour produire du plutonium dans le cœur et dans les zones fertiles, retraiter ces matières, recycler le plutonium dans des assemblages neufs, qui sont chargés en cœur : au total, près d'une quinzaine d'années d'un recyclage au suivant. La France a orienté les décisions industrielles suivant le scénario décrit via :

- le déploiement de six réacteurs de la filière UNGG (de 1956 à 1972) ;
- l'adoption d'un cycle fermé avec la mise en place de l'usine de retraitement de La Hague pour le retraitement des assemblages usés (1969) ;
- des travaux de R&D sur les RNR-Na avec Rapsodie (1967-1983), Phénix (PX : 1973-2010) puis Superphénix (SPX : 1984-1997).

Cependant, les RNR ne se développèrent pas aussi vite que prévu pour des raisons économiques et surtout politiques. La France abandonna alors la filière UNGG et le scénario initialement prévu pour s'orienter vers le déploiement de 58 REP, d'une durée de vie prévue de 40 ans, entre 1977 et 1999 (cf. tableau 2.2) qui assurent aujourd'hui environ 75% de la production électrique française. La politique de retraitement mise en œuvre pour les UNGG fut poursuivie pour les REP avec l'extension de l'usine de La Hague (1984). Il apparut rapidement que le plutonium issu du retraitement suffisait très largement aux besoins des RNR existants (PX et SPX). Le recyclage du plutonium dans les REP eux-mêmes fut donc étudié et mis en œuvre à partir de 1987 dans une partie des réacteurs de 900 MWe. Cette stratégie a mené au démarrage de l'usine de fabrication MELOX de combustible REP MOX en 1995.

Concernant les quantités de déchets générées, les tableaux 2.3 et 2.4 présentent respectivement les quantités de matières et déchets radioactifs existants à fin 2013 sur le territoire français [ANDRA 2015]. Les déchets radioactifs ne proviennent pas seulement de l'industrie électronucléaire, mais aussi des secteurs de la recherche, de la défense, de l'industrie non électronucléaire et du médical. Sur le volume de 1 460 000 m^3 de déchets radioactifs, la moitié environ est issue de l'industrie électronucléaire.

Catégorie	Volume (m^3)	Volume (%)	Activité (%)
HA	3 200	0,2	98
MAVL	44 000	3,0	2
FAVL	91 000	6,2	0
FMAVC	880 000	60,2	0
TFA	440 000	30,1	0
Autres	3 800	0,3	0
Total	$\sim$ 1 460 000	100	100

TABLEAU 2.3 – *Répartition des déchets radioactifs en France par catégorie selon leur volume total et leur activité à fin 2013 [ANDRA 2015]*

Catégorie	Masse (tML)
Uranium naturel extrait des mines	26 000
Uranium enrichi	2 800
Uranium issu du retraitement	27 000
Uranium appauvri	290 000
Plutonium issu du retraitement	52
Thorium	8 500
Combustible UOX non irradié	440
Combustible UOX en cours d'irradiation	4 400
Combustible UOX usé	12 000
Combustible URE non irradié	0
Combustible URE en cours d'irradiation	200
Combustible URE usé	420
Combustible MOX non irradié	38
Combustible MOX en cours d'irradiation	410
Combustible MOX usé	1 500
Combustible RNR usé	150
Autres combustibles usés	76

TABLEAU 2.4 – *Quantités de matières radioactives en France à fin 2013 [ANDRA 2015]*

Lois relatives à la gestion des déchets

Si les organismes de recherche et les industries ont élaboré des technologies et procédures pour la gestion des déchets de l'énergie nucléaire, ces dernières n'ont pas totalement réussi à convaincre l'opinion publique. Celle-ci souligne en particulier l'aspect éthique associé aux déchets nucléaires : a-t-on le droit de léguer à nos descendants des déchets que nous avons produits et accumulés, déchets qu'ils devront gérer et dont ils devront accepter les nuisances ? L'opinion publique s'inquiète également de la validité des options techniques mises en œuvre, notamment vis-à-vis de la sûreté du stockage et des installations.

C'est dans ce contexte, quand s'est posée la question de l'ouverture d'un stockage souterrain, qu'une loi a été votée le 30 décembre 1991 (loi n°91-1381), dite loi Bataille, préconisant un programme de recherche de quinze ans afin de décider de la solution à adopter concernant cette problématique des déchets nucléaires. Cette loi ne concerne que les déchets HAVL, actuellement entreposés, puisque les déchets de faible activité et de très faible activité sont stockés de façon considérée comme définitive. Cette loi a créé l'ANDRA (article 13 de la loi) et a demandé que soient lancées des recherches selon trois axes, le premier concernant notamment le CEA et les deux autres l'ANDRA. Pour juger de la pertinence des travaux sur ces thèmes, la commission nationale d'évaluation (CNE) a été également créée. Elle est composée de douze experts désignés par l'Assemblée nationale, le Sénat et le gouvernement. Les trois axes de recherches sur la gestion des déchets radioactifs à haute activité et à vie longue précisés dans cette loi sont les suivants (extraits de l'article 4 de la loi Bataille) :

1. *la recherche de solutions permettant la séparation et la transmutation des éléments radioactifs à vie longue présents dans ces déchets* ;
2. *l'étude des possibilités de stockage réversible ou irréversible dans les formations géologiques profondes, notamment grâce à la réalisation de laboratoires souterrains* ;
3. *l'étude de procédés de conditionnement et d'entreposage de longue durée en surface de ces déchets.*

Si la transmutation des déchets nucléaires de longue durée de vie (axe 1) est l'objectif premier, il est clair qu'elle ne résoudra pas complètement le problème. Par exemple, il n'est pas envisagé de reprendre les déchets vitrifiés actuellement entreposés qui devront donc être stockés (axe 2). Une partie des assemblages REP UOX et MOX sont en attente d'exutoire et devront donc être entreposés (axe 3) avant une reprise ou un stockage définitif.

La nécessité de poursuivre ces recherches pour aboutir à une mise en œuvre industrielle a mené à l'adoption de la loi du 28 juin 2006 (loi n°2006-739), dite loi Birraux. Cette loi reprend les trois axes de la loi Bataille (extraits de l'article 3 de la loi Birraux) :

1. *la séparation et la transmutation des éléments radioactifs à vie longue : les études et recherches correspondantes sont conduites en relation avec celles menées sur les nouvelles générations de réacteurs nucléaires [...] ainsi que sur les réacteurs pilotés par accélérateur dédiés à la transmutation des déchets, afin de disposer, en 2012, d'une évaluation des perspectives industrielles de ces filières et de mettre en exploitation un prototype d'installation avant le 31 décembre 2020* ;
2. *le stockage réversible en couche géologique profonde : les études et recherches correspondantes sont conduites en vue de choisir un site et de concevoir un centre de stockage de sorte que, au vu des résultats des études conduites, la demande de son autorisation [...]*

puisse être instruite en 2015 (projet CIGEO) *et, sous réserve de cette autorisation, le centre mis en exploitation en 2025* ;

3. *l'entreposage : les études et les recherches correspondantes sont conduites en vue, au plus tard en 2015, de créer de nouvelles installations d'entreposage ou de modifier des installations existantes, pour répondre aux besoins, notamment en matière de capacité et de durée [...].*

Les travaux menés sur ces axes font l'objet d'une publication triennale sous le nom de plan national de gestion des matières et des déchets radioactifs (PNGMDR) [ASN 2009, 2012, 2015]. De même, les études sur le premier axe font l'objet d'un rapport piloté par le CEA en plusieurs tomes [CEA 2012a,b,c,d,e, 2015a].

Définition d'un scénario électronucléaire

Un scénario électronucléaire comporte un ensemble d'hypothèses relatives à l'évolution temporelle du parc nucléaire et des installations associées. En d'autres termes, un scénario propose une trajectoire d'évolution du parc nucléaire actuel vers un parc nucléaire cible selon une stratégie donnée. Il doit reproduire le cycle du combustible mis en place selon cette stratégie, c'est-à-dire :

- définir les filières de réacteurs considérées et les stratégies de retraitement associées ;
- définir les dates de mises en service et d'arrêt des réacteurs selon une stratégie d'évolution de la puissance installée ;
- adapter les dates de fonctionnement des installations associées (usines d'enrichissement, de fabrication, éventuellement de retraitement, etc.) de sorte que les réacteurs puissent être chargés en combustible et que le combustible usé ait une gestion définie ;
- définir les interactions (échanges de matières) entre les différentes installations.

Les scénarios d'évolution du parc nucléaire permettent donc l'étude de différentes stratégies d'évolution d'un parc nucléaire et des installations du cycle associées sur une période de temps donnée. Les études de scénarios permettent de comparer différentes options sur l'évolution du parc et de gestion des matières afin d'en évaluer les conséquences sur :

- la possibilité et les impacts du déploiement de réacteurs de nouvelle technologie ;
- la faisabilité du recyclage du plutonium et des actinides mineurs ;
- la gestion des ressources naturelles ;
- la gestion des flux de matières transitant dans le cycle et les déchets ;
- le dimensionnement des usines du cycle.

Les scénarios sont établis sur des concepts techniques connus ou en développement. Il est certain que les progrès techniques qui seront accomplis dans les périodes de temps considérées rendront obsolètes certaines des options ou hypothèses retenues aujourd'hui. Cela ne compromet pas les résultats de ces scénarios qui n'ont pas pour objet d'être prédictifs d'un futur. L'objectif de ces études est d'identifier les solutions les plus prometteuses et de mettre en évidence les éventuels problèmes associés à la mise en œuvre de ces scénarios afin d'orienter la recherche de solutions à ces difficultés techniques. Il en est de même pour certaines contraintes qui sont introduites dans les hypothèses des scénarios. Il s'agit de contraintes de nature industrielle liées par exemple à des capacités de traitement ou d'entreposage, ou des limitations techniques comme la durée minimale de refroidissement du combustible usé avant retraitement. Peu de ces contraintes ont un caractère impératif et certaines d'entre elles peuvent être ajustées si nécessaire.

2.2.2. Scénarios de la loi 2006

Présentation

En vue d'illustrer les études de scénarios, nous présentons ici certains scénarios étudiés dans le cadre de la loi 2006 (loi Birraux). Ces scénarios considèrent donc la transmutation des actinides mineurs [CEA 2012a,b,c,d,e, 2015b]. Les options les plus pertinentes pour la mise en œuvre industrielle de la séparation et la transmutation des éléments radioactifs conduisent à des choix structurant les études de scénarios qui suivent :

- la transmutation n'est envisagée que pour un parc avec des réacteurs et des installations adaptés pour assurer la séparation et le recyclage des éléments d'intérêt ; cette stratégie ne s'applique donc pas aux déchets déjà produits ;
- les éléments d'intérêt pour la séparation-transmutation sont les actinides mineurs qui, après le plutonium, représentent la composante majoritaire de l'inventaire radiotoxique des déchets HAVL ; la transmutation des actinides mineurs n'a de sens que si le plutonium est recyclé ;
- les produits de fission à vie longue ne représentent qu'une très faible proportion de l'inventaire radiotoxique des déchets HAVL après cent ans et leur impact (tenant compte de leur relative mobilité dans le milieu géologique) est très faible [5] ; la transmutation des produits de fission n'est donc pas considérée.

Quelle que soit l'option mise en place, l'incinération des actinides mineurs est un processus lent et complexe et nécessite un multirecyclage. Le déploiement de RNR-Na étant adapté à une telle stratégie de multirecyclage du plutonium et de transmutation des actinides mineurs, les scénarios étudiés considèrent le remplacement du parc actuel par un parc RNR-Na. La transmutation permet de réduire la quantité d'actinides mineurs aux déchets, mais leur inventaire en cycle s'en retrouve augmenté. L'importance de cet inventaire dépend du mode de transmutation retenu :

- le mode homogène consiste à diluer les actinides mineurs dans le combustible RNR MOX ;
- le mode hétérogène consiste à concentrer les actinides mineurs dans des couvertures chargées (CCAM) placées en périphérie du cœur d'un RNR-Na ;
- la transmutation dans des systèmes spécifiques (ADS) séparés des réacteurs ; cette option n'est pas considérée ici.

Les modes de transmutation homogène et hétérogène présentent chacun des avantages et des inconvénients. Le mode homogène permet d'atteindre des performances de transmutation élevées. Toutefois, la dégradation des coefficients de contre-réaction observée étant proportionnelle à la teneur en actinides mineurs, l'insertion d'actinides mineurs sans modification importante du design du cœur ne semble possible que pour des teneurs inférieures à 3%. Le mode hétérogène présente des performances de transmutation réduites, mais sa mise en place impacte peu les coefficients de contre-réaction du cœur. Les inconvénients associés à ce mode résident notamment dans la manutention des assemblages, du fait des puissances thermiques et du débit de dose élevés induits par les teneurs élevées en actinides mineurs (de 10 à 20%).

Les scénarios étudiés selon ces différentes options de transmutation reposent sur des hypothèses communes vis-à-vis du déploiement des réacteurs :

- le parc REP actuel est arrêté progressivement à partir de 2020 à un rythme de -2 GWe/an ;
- la puissance installée est maintenue à environ 60 GWe (pour une production de 430 TWhe/an) ;
- la technologie RNR est mature à partir de 2040 ;
- la durée de vie des réacteurs déployés à partir de 2020 est de 60 ans.

5. La séparation-transmutation des produits de fission est aussi très difficile, voire impossible à mettre en œuvre.

Ces hypothèses impliquent deux phases de déploiement de réacteurs (EPR ou RNR-Na) en 2020-2050 et 2080-2110. Dans le cas des scénarios retenus de la loi 2006 présentés :

- 40 GWe d'EPR sont déployés entre 2020 et 2040 ;
- 20 GWe de RNR-Na sont déployés entre 2040 et 2050 ;
- 40 GWe de RNR-Na sont déployés entre 2080 et 2100.

La répartition de la puissance installée en fonction des filières de réacteurs pour ces scénarios est représentée sur la figure 2.2. Un premier scénario étudié ne considère pas la transmutation des actinides mineurs. Pour d'autres scénarios, il est supposé une mise en œuvre conjointe de la séparation et de la transmutation à l'horizon 2040 dès l'introduction des premiers RNR. Retarder le déploiement des RNR réduirait les bénéfices de la stratégie d'anticipation suivie jusqu'ici, qu'il s'agisse du maintien des compétences ou de la préservation des stocks de matières valorisables. En vue du contexte actuel, le déploiement de RNR en 2040 semble peu crédible. Néanmoins, ce scénario est représentatif d'un cas limite selon le besoin en matières fissiles et permet de mettre en évidence des difficultés liées au déploiement et à l'approvisionnement des RNR. Les caractéristiques des réacteurs déployés sont présentées dans le tableau 2.5. Ces scénarios tiennent compte des contraintes définies avec les partenaires industriels, notamment une durée de refroidissement d'au moins 5 ans avant le retraitement du combustible usé et des capacités de stockage et de traitement limitées.

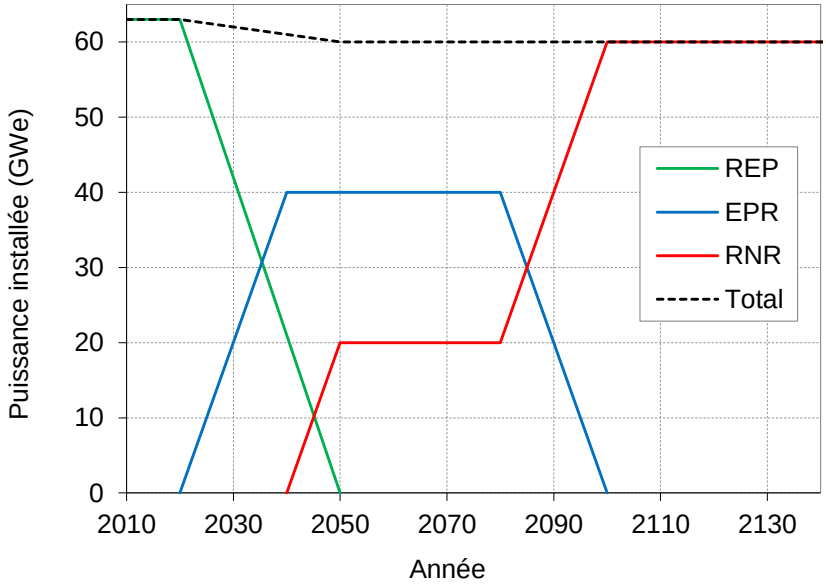


FIGURE 2.2 – *Puissance installée approchée des scénarios retenus de la loi 2006*

	EPR	RNR-Na
Puissance électrique	1,55 GWe	1,45 GWe
Fractionnement	4	5
Δt	370 JEPP	410 JEPP
TCT moyen	55 GWj/t	100 GWj/t
Combustible	UOX	MOX (SFR-v2B ou CFV)

TABLEAU 2.5 – *Caractéristiques des réacteurs déployés dans les scénarios retenus de la loi 2006*

Les scénarios de la loi 2006 présentés considèrent tous le multirecyclage du plutonium en RNR-Na et se distinguent selon l'option de transmutation des actinides mineurs choisie [6] [Coquelet *et al.* 2009 ; Coquelet-Pascal *et al.* 2011, 2015] :

- scénario ① : envoi des actinides mineurs aux déchets ;
- scénario ② : transmutation en mode hétérogène des actinides mineurs (CCAM) ;
- scénario ③ : transmutation en mode hétérogène de l'américium (CCAm) et envoi du neptunium et du curium aux déchets ;
- scénario ④ : transmutation en mode homogène des actinides mineurs ;
- scénario ⑤ : transmutation en mode homogène de l'américium et envoi du neptunium et du curium aux déchets.

Le scénario ① est considéré par la suite comme un scénario de référence pour les études d'optimisation présentées. Ce scénario de référence est présenté plus en détail dans l'annexe A.

Principaux résultats

Nous présentons ici quelques résultats qui sont généralement d'intérêt dans les études de scénarios. Il s'agit dans cette partie de l'évolution de :

- l'inventaire en plutonium en cycle et aux déchets ;
- la radiotoxicité des déchets ;
- la quantité de plutonium disponible pour la fabrication de combustible neuf.

Nous rappelons que le terme "cycle" désigne ici l'ensemble des installations (réacteurs et usines) excepté le centre de stockage des déchets.

La figure 2.3 représente l'évolution de l'inventaire en plutonium en cycle pour les scénarios étudiés. Jusqu'en 2040, le combustible usé du parc REP est entreposé, l'inventaire en plutonium en cycle augmente. À partir de 2040, des RNR isogénérateurs (image SFR V2b [Sciora *et al.* 2009]) sont déployés, l'inventaire en plutonium en cycle continue d'augmenter avec le fonctionnement des EPR. Le scénario ① avec multirecyclage du plutonium induit un inventaire en plutonium stable en cycle à partir de 2100 avec l'arrêt des EPR. Pour les autres scénarios, l'addition d'actinides mineurs dans le cœur ou les couvertures radiales augmente le gain de régénération des RNR et conduit donc à l'augmentation de l'inventaire en cycle. La figure 2.4 représente l'évolution de l'inventaire en plutonium aux déchets. Cet inventaire augmente du fait des pertes au retraitement (0,1% du plutonium retraité) et de la production de plutonium par décroissance du curium. Nous pouvons ainsi observer que l'inventaire en plutonium aux déchets augmente plus rapidement lorsque le curium est envoyé aux déchets (scénarios ①, ③ et ⑤). En effet, les décroissances α des isotopes ^{242}Cm et ^{244}Cm mènent respectivement à la production de ^{238}Pu et ^{240}Pu.

La radiotoxicité par ingestion correspond à la dose que recevrait un ensemble d'individus qui aurait ingéré la totalité de la matière radioactive considérée. Elle ne prend pas en compte les obstacles et mécanismes de transfert depuis la source jusqu'à l'individu. L'évolution de la radiotoxicité des déchets produits par le parc nucléaire français après 2150 est représentée sur la figure 2.5. La radiotoxicité pour un cycle ouvert correspondant à un parc 100% EPR chargés en combustible UOX est aussi représentée sur cette figure. La première observation est que le multirecyclage du plutonium apporte un gain important sur la radiotoxicité des déchets. Au cours des cent premières années après 2150, la principale contribution à la radiotoxicité provient des produits de fission. Les différences entre les scénarios sont donc peu marquées. Entre cent et mille années après 2150, la principale contribution vient de l'américium. Les scénarios

6. Les scénarios ①, ②, ③, ④ et ⑤ peuvent aussi être appelés F4, F1G, F1J, F2A et F2B [CEA 2012b].

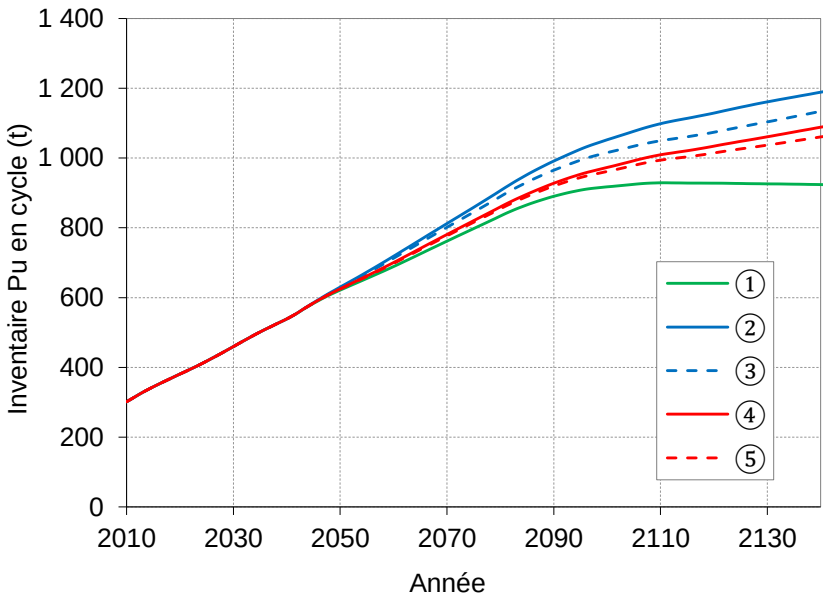


FIGURE 2.3 – *Inventaire en plutonium en cycle des scénarios retenus de la loi 2006 [Coquelet-Pascal et al. 2011, 2015]*

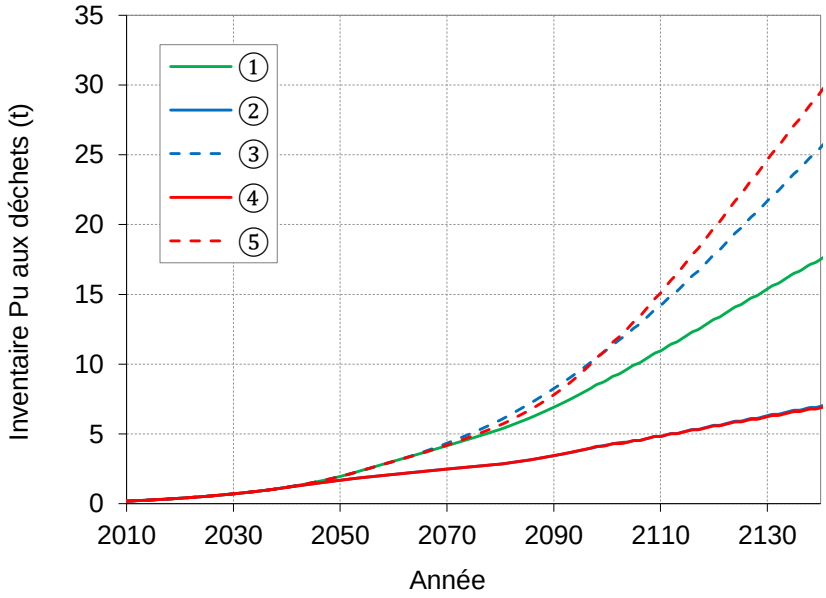


FIGURE 2.4 – *Inventaire en plutonium aux déchets des scénarios retenus de la loi 2006 [Coquelet-Pascal et al. 2011, 2015]*

avec transmutation des actinides mineurs présentent dès lors une réduction significative de la radiotoxicité par rapport au scénario ①. Par la suite, les contributions à la radiotoxicité du curium augmentent. Les scénarios ② et ④ qui transmutent tous les actinides mineurs permettent donc une plus grande réduction de la radiotoxicité. Nous précisons que le mode de transmutation (homogène ou hétérogène) n'influe que très peu sur la radiotoxicité aux déchets. De plus, nous précisons que l'énergie thermique des déchets suit une évolution similaire à la radiotoxicité.

La faisabilité du déploiement de RNR dépend de la disponibilité du plutonium quantifiée par la marge en plutonium. Cette marge est la quantité de plutonium présente dans les assemblages usés suffisamment refroidis (au moins 5 ans) pour pouvoir être retraités ainsi que le plutonium séparé issu du retraitement en attente d'utilisation. La figure 2.6 représente l'évolution de la marge en plutonium pour les scénarios étudiés. Jusqu'en 2040, la marge augmente par l'accumulation d'assemblages usés REP en attente de retraitement. Le déploiement de RNR entre 2040 et 2050 nécessite l'utilisation d'une partie de ce plutonium disponible pour la fabrication des assemblages RNR MOX. La marge augmente à nouveau lorsque le déploiement de RNR isogénérateurs est terminé (parc mixte EPR-RNR) avant de décroître à nouveau à partir de 2080 quand le parc EPR est progressivement remplacé par un parc RNR. Si le temps minimum de refroidissement avant retraitement est maintenu à 5 ans, la marge en plutonium devient négative. Cette situation nécessite d'importer du plutonium d'origine extérieure au parc étudié afin de permettre la fabrication du combustible RNR MOX à la fin du déploiement des RNR. En d'autres termes, le parc n'est plus autosuffisant pour répondre au besoin en plutonium. Il existe deux manières d'augmenter la marge en plutonium pour rendre le scénario faisable (ne nécessitant pas d'apport extérieur en plutonium) :

- diminuer le temps minimum de refroidissement avant retraitement t des assemblages usés RNR MOX à 3,4 ans au lieu de 5 ans à partir de 2080 ;
- ajouter des couvertures fertiles aux RNR : le gain de régénération du plutonium devient assez élevé pour produire le plutonium nécessaire au déploiement des derniers RNR.

Scénarios industriels

Suite aux résultats des études engagées dans le cadre de la loi 2006, le CEA et ses partenaires EDF et AREVA ont souhaité intensifier leur collaboration sur les études de scénarios. Les scénarios actuellement à l'étude sont dits "industriels" et ont pour objectif une analyse plus poussée de la faisabilité industrielle du déploiement des RNR et des options de gestion du plutonium [Tiphine *et al.* 2015 ; Chabert *et al.* 2015]. La figure 2.7 représente l'évolution de la puissance installée d'un exemple de scénario industriel dit "progressif". Ce scénario, comme les autres, est construit sur des paliers successifs correspondant à des déploiements de plus en plus importants de RNR :

- 2010-2050 : poursuite de la situation actuelle avec le monorecyclage du plutonium dans le combustible REP MOX ;
- 2050-2090 : recyclage du plutonium issu des assemblages REP MOX usés dans le combustible RNR MOX qui alimente quelques RNR ;
- 2090-2150 : déploiement plus poussé de RNR en vue de stabiliser l'inventaire en plutonium ;
- 2150-2180 : remplacement de tous les EPR restants par des RNR afin de supprimer le besoin en uranium naturel.

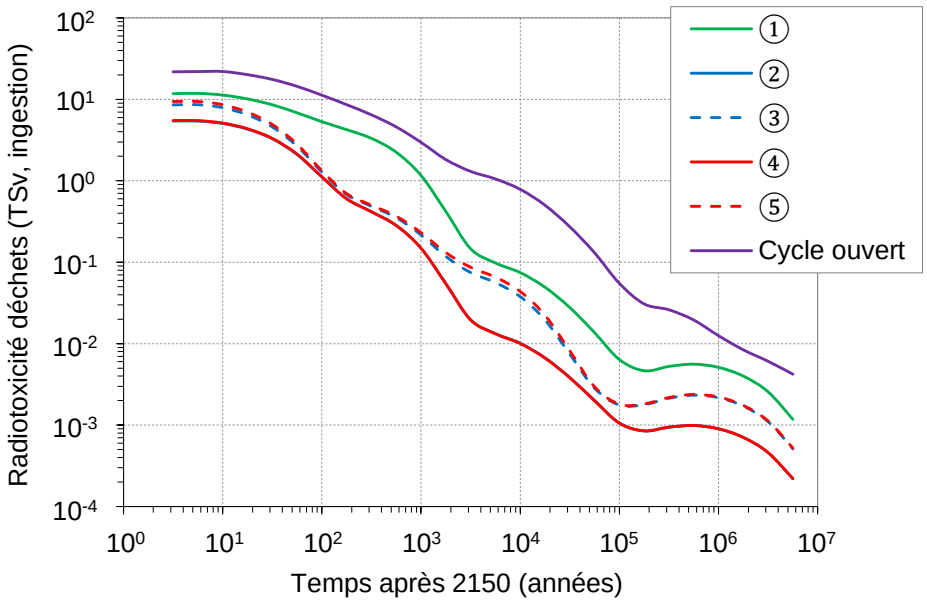


FIGURE 2.5 – *Radiotoxicité des déchets après 2150 des scénarios retenus de la loi 2006 [Coquelet-Pascal et al. 2011, 2015]*

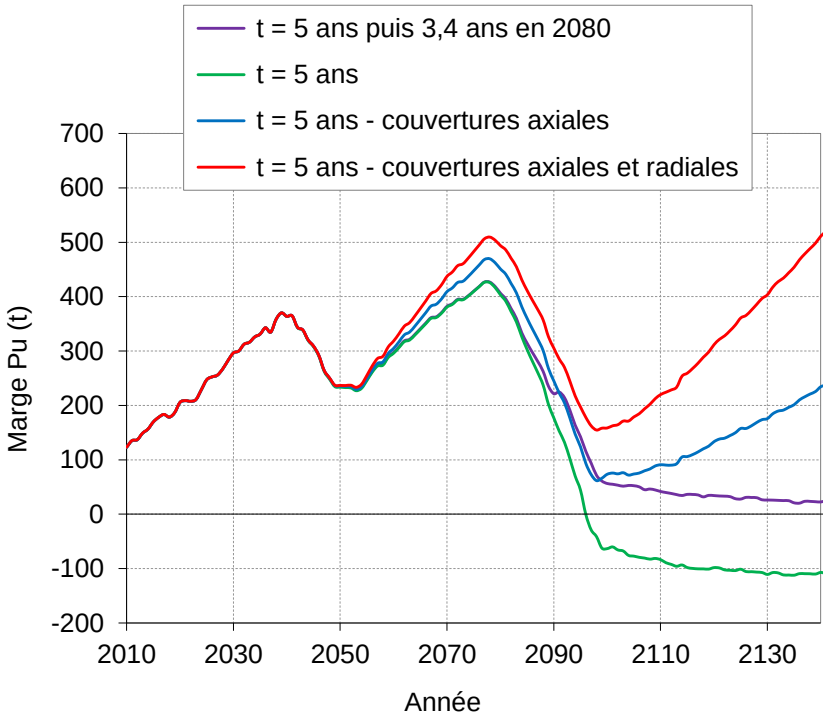


FIGURE 2.6 – *Étude paramétrique sur la marge en plutonium des scénarios retenus de la loi 2006 [Coquelet-Pascal et al. 2011, 2015]*

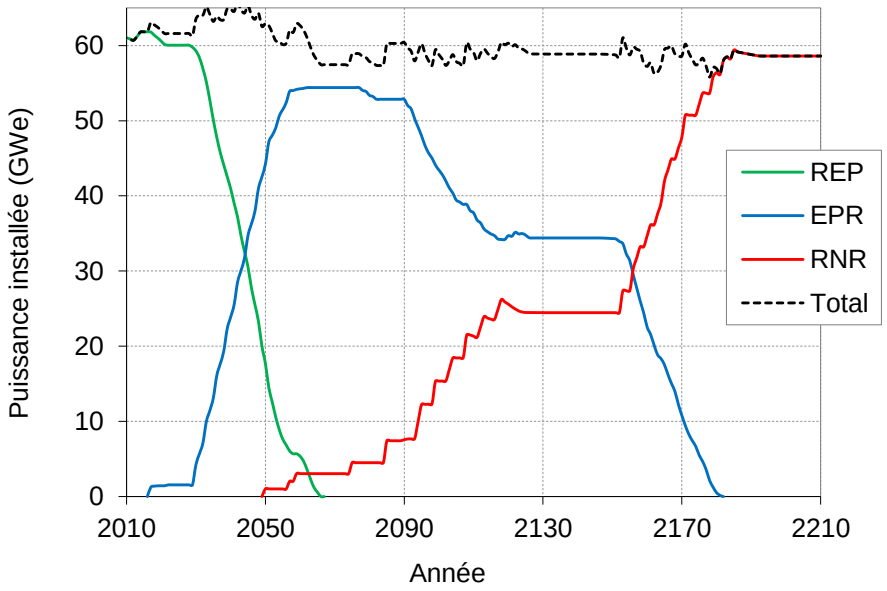


FIGURE 2.7 – *Puissance installée du scénario industriel progressif [Tiphine et al. 2015]*

2.3. Critères du parc nucléaire futur

2.3.1. Problématique

Les études de scénarios de la loi 2006 ont été menées avec le souhait de valoriser l'utilisation de l'uranium naturel (multirecyclage de l'uranium et du plutonium) et d'optimiser la gestion des déchets (transmutation des actinides mineurs). Ces études peuvent ainsi mettre en évidence des bénéfices qui peuvent être espérés sur le plan technique, économique ou sociétal selon les résultats accessibles. Néanmoins, les différentes gestions des matières étudiées impliquent de réaliser des opérations industrielles nouvelles souvent complexes et coûteuses. La sélection des critères d'évaluation est donc une étape majeure de ces études. Pour ce faire, l'ensemble des interrogations des différents acteurs (scientifiques, industriels, politiques, public, etc.) peut être regroupé selon un certain nombre de questions. Ensuite, des indicateurs peuvent être définis de sorte à répondre à ces questions. Nous listons ici des questions qui sont soulevées par les études de scénarios :

- Quels sont les inventaires et les caractéristiques des matières et déchets générés par les différents scénarios ?
- Quel est l'impact des différents scénarios sur les caractéristiques des installations (réacteurs, usines, entreposages) et les besoins en transport ?
- Quel est l'impact des différents scénarios sur le stockage géologique, notamment en matière d'emprise souterraine et de sûreté ?
- Quel est l'impact des différents scénarios sur la radioprotection du public et des travailleurs ?
- Quel est l'impact économique des différents scénarios ?
- Quels sont les risques industriels inhérents aux différents scénarios ? (maturité, progressivité de l'introduction des technologies dans le parc, flexibilité des technologies face à d'éventuels changements de contexte)
- Quelle est la résistance à la prolifération des différents scénarios ?

Ces questions soulèvent ainsi un certain nombre d'objectifs généraux en matière de bénéfice, de protection des personnes et de l'environnement, de sûreté, de résistance à la prolifération, d'engagement à long terme et d'un usage efficace des ressources. De même, chaque objectif peut être étudié sous plusieurs aspects :

- aspects généraux [IAEA 2011a] vis-à-vis de la stratégie, des infrastructures, des ressources humaines, etc. ;
- aspects techniques [IAEA 2009] vis-à-vis du développement, de la conception, de la construction, des interventions, etc. ;
- aspects sur le combustible [IAEA 2013] vis-à-vis des ressources, des performances, de la gestion, du retraitement, etc. ;
- aspects sur les déchets [IAEA 2011b] vis-à-vis de l'exploitation des réacteurs, les procédures de fabrication et retraitement des combustibles, le démantèlement, etc.

Un tel sujet présente donc un niveau de complexité important et le nombre de critères d'évaluation peut rapidement devenir très élevé, les rendant inexploitables en pratique. En effet, ces critères doivent tenir compte du point de vue d'un grand nombre d'acteurs.

De cette liste, des objectifs non redondants formant un ensemble cohérent qui est le moins contestable possible doivent être formulés pour définir un problème d'optimisation. En effet, les aspects présentés associés aux différents objectifs généraux sont pour la plupart corrélés. Même si une liste d'objectifs non redondants peut être formulée, ces objectifs font intervenir des domaines d'expertise très différents. Il n'existe pas à l'heure actuelle d'outils de simulation qui tiennent compte de l'ensemble de ces domaines. Nous choisissons par la suite de nous intéresser à des indicateurs liés à la physique du cycle pouvant être évalués avec les outils disponibles (cf. §4.3 p.65). En effet, les critères généraux définis peuvent être corrélés à certaines grandeurs liées à la physique du cycle. Nous rappelons que l'objet de ce travail est de définir une méthodologie d'optimisation transposable à l'utilisation d'autres critères non considérés dans ce manuscrit. Les critères utilisés sont donc choisis selon le domaine d'étude auquel se rattache ce travail, c'est-à-dire la physique du cycle.

2.3.2. Définition de critères

Les ressorts du processus de décision quant à la gestion du parc nucléaire ont évolué au cours des dernières décennies, passant de critères économiques à une série d'indicateurs englobant en plus la société et l'environnement dans une perspective de développement durable, c'est-à-dire un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre aux leurs [Bertel et Naudet 2004 ; AEN 2001, 2007].

Critères économiques

L'indicateur économique le plus évident pour les systèmes de production d'électricité est le coût total de production. Cependant, bien que le calcul soit faisable, il n'est pas aisé aux analystes d'y accéder dans le cas des centrales nucléaires en exploitation. En effet, la concurrence sur le marché empêche les producteurs de dévoiler intégralement les données relatives aux coûts. En revanche, de nombreuses études nationales et internationales fournissent des projections de coûts estimatifs calculés pour les centrales devant être mises en service à l'avenir [AEN 2010a, 2013a]. Cet indicateur peut être décomposé selon plusieurs sous-objectifs comme maximiser le

facteur de charge, faire une utilisation efficace des ressources énergétiques, satisfaire la sécurité d'approvisionnement, etc.

Plusieurs indicateurs liés à la physique du cycle sont représentatifs de cet aspect économique :

- la quantité de matières entreposées doit être minimale pour un dimensionnement économique des installations ;
- le besoin en retraitement doit être constant sur de longues périodes (environ 40 ans) et doit être le plus faible possible, toujours dans l'optique d'un dimensionnement économique des installations ;
- la puissance thermique des matières utilisées (pour la fabrication d'assemblages par exemple) doit être la plus faible possible afin de faciliter leur manutention, leur transport, leur entreposage, etc. ;
- la consommation d'uranium naturel doit être la plus faible possible afin de réduire le travail d'extraction, de concentration et de conversion de l'uranium naturel ;
- le volume de déchets doit être minimisé, plus particulièrement pour les déchets HAVL qui présentent un coût de stockage bien plus élevé que les autres types de déchets.

Il est important de retenir que, de manière générale, minimiser le coût total de production ne s'obtient pas en minimisant indépendamment tous les sous-coûts associés à ces indicateurs : obtenir un sous-coût légèrement plus faible selon un indicateur peut conduire à un autre sous-coût bien plus élevé. En d'autres termes, les sous-coûts peuvent être corrélés et la minimisation simultanée de chacun d'entre eux n'est pas possible. Les indicateurs présentés dans cette partie traduisent le fait qu'une capacité de travail importante (pour la fabrication, le retraitement, etc.) requiert une installation grande et complexe, un nombre important d'opérateurs, etc., et donc un coût élevé. Le même constat est observé du point de vue de la protection du personnel et de l'environnement. Par exemple, un combustible usé refroidi un an nécessite une installation plus complexe pour son retraitement qu'un combustible usé refroidi cinq ans du fait du surplus de puissance résiduelle qu'il dégage. Néanmoins, le combustible usé refroidi un an présentera une meilleure qualité (plus grande teneur en isotopes fissiles) du plutonium recyclé. Ce constat souligne une conclusion généralement observée dans le domaine de l'optimisation multicritère : les différents objectifs (sous-coût) qui doivent être optimisés présentent des caractères contradictoires.

Critères environnementaux

L'impact environnemental peut recouvrir des notions aussi diverses que la disparition d'espèces, la pollution des rivières, l'effet de serre, l'exposition à une dose, etc. La caractérisation des impacts environnementaux s'avère extrêmement complexe. L'effet d'un polluant émis dans l'environnement sur un écosystème ou sur l'homme dépend du devenir de ce polluant. Par exemple, celui-ci peut ne rencontrer aucune espèce vivante et n'avoir aucun impact ; il peut aussi, comme dans le cas des gaz à effet de serre, avoir des effets prolongés pouvant modifier les conditions de vie sur toute la planète. Si le polluant est ingéré, inhalé ou en contact direct avec l'organisme, son effet dépendra alors de l'organisme considéré. Ainsi, en raison de la variété des polluants chimiques et radioactifs émis, la filière du nucléaire ne constitue pas un cas d'étude simple. Une telle étude peut faire appel à l'analyse du cycle de vie du parc nucléaire [Poinssot *et al.* 2014]. Nous listons ici certains impacts environnementaux et sanitaires envisageables qui doivent être minimisés. Un impact est défini par les effets venant modifier un système cible existant, considéré de façon permanente ou temporaire. Le système peut être l'homme (impact sanitaire), l'écosystème (impact environnemental) ou un produit de l'activité humaine. Cette liste a été

dressée par la SETAC (*society of environmental toxicology and chemistry*) et complétée par le forum d'échange des données ANDRA-CEA-COGEMA-EDF [ANDRA *et al.* 2002] :

- épuisement des ressources naturelles ;
- pollution (effet de serre, destruction de l'ozone stratosphérique, acidification atmosphérique, formation des oxydants photochimiques, eutrophisation, pollution thermique, toxicité chimique, radiotoxicité) ;
- dégradation et perturbation de l'environnement (dégradation des paysages, occupation de l'espace, désertification, ondes électromagnétiques, bruit, odeur).

Les indicateurs liés à la physique du cycle représentatifs de cet aspect environnemental sont pour la plupart similaires à ceux définis selon l'aspect économique. En effet, réduire l'emprise au sol d'une installation permet à la fois une préservation de l'environnement et un dimensionnement économique. Le même raisonnement s'applique vis-à-vis de la thermique des matières et déchets des installations : la faible toxicité d'une matière ou d'un déchet implique une pollution réduite, du moins un risque de pollution, de l'environnement et une installation qui nécessite moins de dispositions coûteuses pour sa manutention.

Critères sociétaux

La plupart des pays considèrent leur politique énergétique selon des préoccupations sur le changement climatique, la sécurité d'approvisionnement, la sûreté des installations et l'instabilité des prix des ressources naturelles. L'énergie nucléaire présente des avantages pour pallier ces difficultés, mais demeure tout de même un sujet de controverse pour le public. Selon une enquête de 2010, le public identifie les plus grands risques liés au parc électronucléaire comme étant le terrorisme (menace pour les centrales et risque de prolifération) et la sûreté du stockage définitif des déchets [AEN 2010b]. Le public est donc davantage préoccupé par les sous-produits de l'énergie nucléaire (déchets radioactifs, terrorisme et prolifération) que par l'exploitation proprement dite des centrales nucléaires. Après l'accident de Fukushima, il est raisonnable de penser que l'aspect sûreté représente désormais aussi une préoccupation importante. Les critères sociétaux regroupent donc les conditions d'acceptabilité de l'industrie nucléaire par le public. Ces conditions touchent à la fois la gestion des déchets avec la problématique du legs aux générations futures et la résistance à la prolifération.

Les indicateurs liés à la physique du cycle représentatifs de la problématique des déchets sont le volume de déchets global et le volume de déchets HAVL. Concernant la résistance à la prolifération, il n'existe pas d'indicateur unanime pour mesurer ce risque. La résistance à la prolifération a motivé la mise en œuvre de mesures afin d'éviter que des matières nucléaires sensibles (uranium hautement enrichi ou du plutonium) ou des technologies (l'enrichissement) puissent être détournées en vue d'un usage militaire ou terroriste. Cette problématique implique à la fois la notion de protection des matières et des technologies et de teneur en isotopes fissiles des matières présentes dans le parc [Charlton *et al.* 2007]. Seul ce deuxième aspect relève de la physique du cycle. Un objectif approprié serait de réduire au maximum la teneur en isotopes fissiles des assemblages neufs et usés ou des matières en attente d'opération (recyclage ou stockage), ou de réduire la masse de plutonium séparé entreposé. Enfin, d'un point de vue global, un critère important pour le public, quel que soit le moyen de production est le coût de l'électricité, dépendant en partie du coût de production.

Critères considérés dans les études

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont pour principal objectif la mise en place d'une méthodologie d'optimisation de scénarios électronucléaires. Cette étude nécessite la définition de problèmes d'optimisation avec un degré de précision variable selon le stade de l'étude. Les premiers problèmes étudiés présentent comme critères la minimisation de la consommation d'uranium naturel, représentatif de l'épuisement des ressources naturelles, et la minimisation de la production de colis de déchets vitrifiés, une des grandeurs caractéristiques de l'impact des déchets. Nous réduisons ici la quantification de cet impact au seul volume de colis de déchets en vue de réduire la durée d'évaluation d'un scénario. L'emprise des déchets est aussi en réalité dépendante de la puissance thermique des déchets notamment. Les derniers problèmes étudiés considèrent des critères supplémentaires comme la minimisation de la puissance thermique des assemblages neufs qui quantifie un impact du scénario sur le cycle. Cette quantité est dimensionnante pour l'usine de fabrication du point de vue de la protection du personnel. De plus, l'entreposage de plutonium séparé peut être minimisé pour le risque de prolifération et les difficultés techniques qui lui sont associés. Cette liste de critères est loin d'être exhaustive, mais présente évidemment l'intérêt dans ce travail d'étudier des problèmes avec un nombre différent de critères. Et surtout, ces fonctions objectif sont accessibles via une évaluation standard de scénario et ne requièrent donc pas de calculs d'évolution supplémentaires qui augmenteraient la durée d'évaluation.

À ces critères viennent s'ajouter des contraintes caractéristiques du réalisme industriel des scénarios. Tout d'abord, une stratégie de déploiement de réacteurs est faisable si les besoins en fabrication d'assemblages associés peuvent être satisfaits pendant toute la durée de vie des réacteurs. Cette contrainte d'approvisionnement en matières est quantifiée dans les études d'optimisation présentées par la suite par le déficit en plutonium, c'est-à-dire la quantité manquante de plutonium cumulée sur la durée du scénario pour alimenter les réacteurs. Pour être faisable, un scénario doit donc avoir un déficit en plutonium nul. De plus, les capacités de fonctionnement des installations du cycle ne doivent pas excéder le dimensionnement prévu pour ces installations. Par exemple, l'usine de retraitement de La Hague ne peut actuellement excéder une capacité totale de 1 700 t/an d'assemblages retraités. Ce dimensionnement se traduit également par des limitations sur des entreposages de matières, par exemple l'entreposage d'assemblages usés est actuellement limité à environ 20 000 t. Le réalisme industriel se traduit aussi par l'exploitation efficace des installations. Cette notion de rentabilité implique qu'une usine ne doit pas être dimensionnée pour répondre à un besoin important ponctuel et ne pas être utilisée au maximum de sa capacité le reste de sa durée de fonctionnement. Toutes ces contraintes caractérisent la faisabilité d'un scénario alors que les critères quantifient la performance d'un scénario.

Synthèse : Éléments sur les scénarios électronucléaires

Scénarios d'évolution du parc nucléaire

Les scénarios possibles de transition du parc actuel vers un parc RNR présentés ici illustrent, hors de toute considération économique, la diversité des approches possibles pour la gestion du parc nucléaire futur. Grâce à la stratégie de cycle suivie jusqu'à présent en France, la disponibilité du plutonium permet d'envisager le déploiement d'un parc RNR à l'horizon 2100 se substituant au parc REP actuel ou venant le compléter. Ces scénarios ont le mérite d'apporter un éclairage sur les limites de ce qu'il est possible de faire, c'est-à-dire d'identifier les avantages et inconvénients de différentes options. La réalité sera sans aucun doute tout autre, mais la disponibilité de RNR permettrait de disposer d'un facteur de flexibilité supplémentaire pour gérer le combustible usé dans le parc actuel et préparer au mieux la transition au moment où les conditions pour le faire seraient réunies. La France bénéficie actuellement d'un ensemble d'éléments favorables à une telle émergence : en premier lieu une industrie du traitement et du recyclage mature et opérationnelle, mais aussi des compétences sur la filière rapide tant au niveau de la recherche que de l'industrie. Les études actuelles privilégient des scénarios progressifs en déployant un nombre limité de RNR en synergie avec les REP. Un déploiement plus massif est à envisager dans une seconde étape, par exemple lorsqu'apparaîtront les premiers symptômes d'une pénurie d'uranium et donc d'une augmentation du coût de l'uranium. Pour les études d'optimisation de ce travail, il est judicieux de retenir par exemple le scénario de référence issu de la loi 2006 avec un déploiement rapide de RNR plus difficile à optimiser du point de vue de la gestion du plutonium.

Optimisation de scénarios

Les études d'optimisation de scénarios présentent un niveau de complexité important et le nombre de critères relatifs à la gestion du parc peut rapidement devenir très élevé, les rendant inexploitables en pratique. De plus, ces critères prennent des importances relatives qui fluctuent selon le contexte. En vue de définir une méthodologie permettant de trouver des scénarios de transition optimaux, seul un nombre réduit de critères les plus adéquats est considéré dans ce manuscrit, tous relevant de la physique du cycle et pouvant être évalués avec les outils à disposition. Les critères retenus sont partiellement représentatifs de l'impact d'un scénario sur la gestion des ressources, les installations du cycle, le stockage des déchets et la résistance à la prolifération. Ces critères sont les suivants :

- minimiser la consommation cumulée d'uranium naturel ;
- minimiser la puissance thermique maximale des assemblages neufs ;
- minimiser la production cumulée de colis de déchets vitrifiés ;
- minimiser l'entreposage maximal de plutonium.

La suite de ce travail repose donc sur la définition et la mise en place d'une méthode qui effectue automatiquement une mise à jour de différents paramètres qui définissent un scénario afin que le scénario retenu réponde pour le mieux aux divers critères définis. Cette méthodologie doit être fonctionnelle, quels que soient les critères considérés.

Chapitre 3

Éléments sur l'optimisation multicritère

Le chapitre 2 met en évidence le grand nombre de critères devant être pris en compte pour des études d'optimisation de scénarios électronucléaires. La méthodologie d'optimisation associée qui est l'objet de ce travail doit tenir compte de cet aspect multicritère. Ce chapitre introduit les notions sur l'optimisation multicritère utiles pour la suite. Elles concernent la définition du problème d'optimisation, les méthodes existantes pour sa résolution et les outils permettant au décideur d'interagir avec la méthodologie. Ce domaine d'étude fait intervenir un vaste choix de méthodes, que ce soit pour formuler le problème ou le résoudre. La méthodologie la plus adaptée pour traiter un problème n'est alors pas toujours intuitive. Nous proposons ici d'exposer les différentes approches possibles avant de justifier de l'orientation suivie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire.

Nous introduisons tout d'abord les notions générales de l'optimisation dans le cas monocritère (cf. §3.1). Ces définitions sont ensuite complétées pour l'approche multicritère qui fait intervenir des difficultés supplémentaires en raison de la nature contradictoire des critères (cf. §3.2). La volonté de définir une méthodologie d'aide à la décision, sans pour autant exprimer des préférences sur ces critères, oriente ce travail vers l'utilisation de métaheuristiques comme méthodes d'optimisation (cf. §3.3). Elles font intervenir un grand nombre de paramètres de fonctionnement dont la définition n'est pas immédiate. Ce travail nécessite alors d'introduire des indicateurs pour comparer les performances de plusieurs méthodes d'optimisation afin de définir la méthode et son jeu de paramètres les plus adaptés pour la résolution d'un problème (cf. §3.4). La méthodologie globale pour l'optimisation de scénarios électronucléaires est enfin définie et justifiée selon les différentes notions introduites (cf. §3.5).

Sommaire

3.1 Préambule à l'optimisation 34
3.1.1 Motivations 34
3.1.2 Problème d'optimisation monocritère 34
3.1.3 Résolution d'un problème d'optimisation 35
3.2 Principes de l'optimisation multicritère 37
3.2.1 Optimalité au sens de Pareto 37
3.2.2 Formulation des préférences 40
3.3 Métaheuristiques 43
3.3.1 Présentation 43
3.3.2 Algorithmes génétiques 44
3.3.3 Essaims particulaires 47
3.4 Analyse de performance des méthodes d'optimisation 48
3.4.1 Comparaison de deux fronts de Pareto 49
3.4.2 Convergence d'une méthode d'optimisation 53
3.5 Application à l'optimisation de scénarios électronucléaires 54

3.1. Préambule à l'optimisation

3.1.1. Motivations

Pourquoi élaborer une théorie pour prendre des décisions ? Nous prenons tous quotidiennement des décisions sans réelle difficulté. Cependant, nous rencontrons des situations où les conséquences de nos choix méritent réflexion, où nous éprouvons le besoin d'analyser, de rationaliser et, si possible, de nous faire aider. La théorie de la décision permet de répondre à ces besoins, c'est un outil d'aide à la décision [Tsoukiàs 2007, 2008]. La difficulté de justifier ses choix n'est pas la seule que peut rencontrer un décideur. Même dans le cas où la décision ne concerne que lui-même, le décideur peut ne pas savoir comment poser le problème, c'est-à-dire comment l'analyser, décrire les décisions alternatives et mesurer leurs conséquences. La théorie de la décision fournit ainsi des outils, présentés dans ce chapitre, permettant de définir un problème d'optimisation adapté à la décision à prendre et de le résoudre.

Les techniques d'optimisation sont aujourd'hui utilisées dans de nombreux domaines dont la logistique, la finance et évidemment dans tous les métiers d'ingénierie [Bruyneel *et al.* 2014]. Certains outils d'optimisation ont été développés pour répondre à un besoin précis, d'autres sont généraux. Une grande partie du métier d'ingénieur, notamment en physique des réacteurs et du cycle, consiste à trouver une solution à un problème parmi plusieurs solutions possibles. Pour être admissible, cette solution doit atteindre un objectif et satisfaire un certain nombre de contraintes, traduites ou non par des lois de la physique selon le problème. Malheureusement, les phénomènes physiques sont généralement décrits par des systèmes d'équations qui ne présentent pas de solutions analytiques, sauf si ces systèmes sont simplifiés. Ces solutions analytiques sont intéressantes pour trouver des ordres de grandeur, mais restent insuffisantes pour déterminer la solution optimale d'un problème. Pour pallier ces difficultés, un problème d'optimisation peut être résolu par une méthode numérique, généralement itérative, nécessitant un grand nombre d'évaluations. Par conséquent, même si on dispose d'outils performants et d'une grande puissance de calcul, une étude d'optimisation peut être longue et complexe. Il est donc nécessaire d'avoir une bonne compréhension du problème et de sa méthode de résolution pour que l'optimisation soit efficace et la solution retenue satisfaisante.

3.1.2. Problème d'optimisation monocritère

Définition d'un problème monocritère

Un problème d'optimisation $(\mathcal{P}_1)$ dans sa forme la plus simple consiste à trouver le minimum (ou le maximum [1]) d'une fonction. Il s'écrit sous la forme

$$(\mathcal{P}_1) \begin{cases} \min. & f(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N \end{cases}, \tag{3.1}$$

où [2] :

- $\boldsymbol{x} = (x_1,...,x_N)$ est le vecteur de décision, souvent appelé solution, contenant N variables de décision qui sont les inconnues du problème ;

1. Minimiser une fonction équivaut à maximiser son opposé : $\min_x f(x) = -\max_x(-f(x))$.
2. Les composantes d'un problème d'optimisation font l'objet d'un vocabulaire très varié. Les notions de critère et de fonction objectif sont souvent confondues. Néanmoins, nous introduisons dans ce mémoire une distinction entre ces deux termes : un critère est l'action d'optimiser une fonction objectif.

– min. $f(\boldsymbol{x})$ est le critère ;
– f est la fonction objectif ($f : \mathbb{R}^N \to \mathbb{R}$) qui permet de quantifier la performance d'une solution selon le critère.

Le problème $(\mathcal{P}_1)$ admet pour solutions optimales les solutions $\boldsymbol{x}^*$ qui vérifient la condition

$$\forall \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N \ f(\boldsymbol{x}^*) \leq f(\boldsymbol{x}) \Leftrightarrow \boldsymbol{x}^* = \underset{\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N}{\arg\min}\, f(\boldsymbol{x}). \tag{3.2}$$

Généralement, les problèmes d'optimisation font apparaître des contraintes d'égalité et d'inégalité sur des fonctions appelées fonctions contrainte. Un tel problème d'optimisation $(\mathcal{P}_2)$ s'écrit

$$(\mathcal{P}_2) \begin{cases} \text{min.} & f(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \Omega \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \text{min.} & f(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N \\ \text{s.c.} & \forall i \in [1\,;C_e]\ h_i(\boldsymbol{x}) = 0 \\ & \forall j \in [1\,;C_i]\ g_j(\boldsymbol{x}) \leq 0 \end{cases}, \tag{3.3}$$

où Ω est l'espace de décision qui contient toutes les solutions $\boldsymbol{x}$ faisables, c'est-à-dire les solutions qui respectent les C_e contraintes d'égalité et les C_i contraintes d'inégalité définies par les fonctions contrainte h_i et g_j :

$$\Omega = \{\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N \mid \forall i \in [1\,;C_e]\ h_i(\boldsymbol{x}) = 0 \wedge \forall j \in [1\,;C_i]\ g_j(\boldsymbol{x}) \leq 0\}. \tag{3.4}$$

Un problème d'optimisation contraint présente ainsi différentes solutions :
– les solutions faisables qui respectent les contraintes ($\boldsymbol{x} \in \Omega$) ;
– les solutions infaisables qui ne respectent pas les contraintes ($\boldsymbol{x} \notin \Omega$) ;
– les solutions optimales qui sont faisables et minimisent la fonction objectif f ($\boldsymbol{x}^* \in \Omega$).

Nous précisons que la définition de certaines variables de décision dans un intervalle fini de $\mathbb{R}$ ne sous-entend pas l'introduction de contraintes d'inégalité dans le problème. Le domaine de définition des variables de décision forme l'espace de recherche dans lequel les solutions $\boldsymbol{x}$ sont évaluées au cours du processus d'optimisation, c'est-à-dire les solutions $\boldsymbol{x}$ pour lesquelles les valeurs $f(\boldsymbol{x})$, $h_i(\boldsymbol{x})$ et $g_j(\boldsymbol{x})$ sont calculées. L'espace de décision est donc inclus dans l'espace de recherche, car des solutions évaluées peuvent ne pas respecter les contraintes.

Classification des problèmes d'optimisation

Il existe plusieurs types de problèmes d'optimisation suivant leurs caractéristiques. Les problèmes contraints et non contraints en sont deux exemples [Roy *et al.* 2008]. Selon le nombre de critères M, le problème est monocritère ($M = 1$) ou multicritère ($M > 1$). Selon la nature des variables de décision, le problème est combinatoire (Ω discret), continu ($\Omega \subseteq \mathbb{R}^N$) ou mixte (variables discrètes et continues). Le problème $(\mathcal{P}_1)$ est monocritère et continu. Le problème $(\mathcal{P}_2)$ est monocritère, contraint et continu. Il existe un grand nombre de distinctions, non présentées ici, entre les problèmes d'optimisation selon la forme des fonctions objectif et contrainte. Ceci provient du fait que pratiquement tout type de problème modélisable peut conduire à un problème d'optimisation.

3.1.3. Résolution d'un problème d'optimisation

Une recherche exhaustive par énumération explicite de tout ou partie des solutions est généralement infaisable en un nombre d'évaluations raisonnable. Des méthodes d'optimisation ont donc été établies en vue d'éviter ce type de recherche. Ces méthodes sont généralement des processus itératifs de nature déterministe ou stochastique.

Méthodes d'optimisation locales

Les méthodes les plus connues pour la résolution de problèmes monocritères sont les algorithmes de recherche linéaire, aussi appelés algorithmes à directions de descente [Nocedal et Wright 2006]. Leur fonctionnement est le suivant (pour une variable de décision) :

1. une solution x_0 est initialisée ;
2. pour une solution x_k connue, on détermine un pas de recherche $\alpha_k > 0$ ainsi qu'une direction de descente d_k telle que $\nabla f(x_k)^\top d_k < 0$;
3. la solution est mise à jour : $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$;
4. les étapes 2 et 3 sont répétées jusqu'à ce qu'un test d'arrêt soit vérifié, la solution optimale est la dernière solution évaluée.

Le test d'arrêt consiste généralement à vérifier $\| \nabla f(x_k) \| \leq \varepsilon$ où la tolérance ε est une valeur positive proche de zéro indiquée par l'utilisateur. Ces algorithmes portent le nom de leur direction de descente, on peut citer par exemple les algorithmes de gradient, gradient conjugué, Newton, quasi-Newton et Gauss-Newton. D'autres méthodes moins connues, les algorithmes de région de confiance, permettent d'améliorer légèrement les résultats de convergence au prix d'une conception plus compliquée. Ces méthodes cherchent à minimiser un modèle simple de la fonction objectif pour les solutions dont la distance à la solution actuelle est inférieure à une distance appelée le rayon de confiance, qui diminue au fil des itérations. L'inconvénient majeur de ces méthodes est leur convergence vers un minimum local qui dépend de la solution initiale x_0. Ces méthodes sont dites locales. Il existe d'autres méthodes d'optimisation locales connues comme la méthode de Nelder-Mead [Nelder et Mead 1965].

Méthodes d'optimisation globales

Afin de ne pas converger vers un minimum local, les méthodes d'optimisation doivent explorer l'espace de décision et non concentrer leur recherche autour d'une solution initiale. On distingue parmi ces méthodes d'optimisation les méthodes dites exactes de celles dites heuristiques.

Concernant les méthodes exactes, plusieurs approches basées sur des procédures de séparation et évaluation (*branch and bound*) [Land et Doig 1960], sur la programmation dynamique [Bellman 1957] et l'algorithme A* [Hart *et al.* 1968] ont été proposées. Même si ces méthodes apportent l'assurance de converger vers une solution optimale globale, le processus de recherche requiert un nombre d'évaluations souvent trop élevé pour des problèmes complexes.

Les méthodes heuristiques ne peuvent quant à elles pas garantir la convergence. Elles offrent cependant certains avantages par rapport aux méthodes exactes :

- lorsqu'elle est applicable, une méthode heuristique requiert un nombre d'évaluations plus faible qu'une méthode exacte ;
- le fonctionnement d'une méthode heuristique est généralement plus accessible aux utilisateurs inexpérimentés, alors que les méthodes exactes nécessitent l'intervention régulière d'un spécialiste pour l'adapter au problème étudié ;
- la flexibilité des méthodes heuristiques permet de les combiner facilement avec d'autres méthodes.

On distingue parmi les méthodes heuristiques les métaheuristiques qui permettent de traiter un grand nombre de problèmes en raison de leur haut niveau d'abstraction. Ces méthodes sont présentées par la suite dans le cadre de l'optimisation multicritère (cf. §3.3). Avant l'explication de ces méthodes, des notions supplémentaires sont apportées sur l'optimisation multicritère.

3.2. Principes de l'optimisation multicritère

Les problèmes présentés jusqu'ici sont monocritères, les solutions optimales de ces problèmes sont celles qui minimisent la fonction objectif. Ces problèmes ont permis d'introduire les notions générales de l'optimisation qui sont complétées, voire modifiées avec l'ajout de critères supplémentaires. L'optimisation multicritère a été initialement utilisée en économie [Edgeworth 1881 ; Pareto 1896] et dans les sciences du management, puis graduellement en physique. Résoudre un problème d'optimisation multicritère nécessite l'étude de deux points particuliers :

- la formulation du problème à optimiser (cf. §3.2.2) ;
- le choix de la méthode d'optimisation à utiliser (cf. §3.3).

Le premier point relève de la modélisation du problème, le second de sa résolution [Collette et Siarry 2002 ; Dhaenens-Flipo 2005].

3.2.1. Optimalité au sens de Pareto

Définition d'un problème multicritère

Un problème multicritère $(\mathcal{P})$ s'écrit dans sa forme générale

$$(\mathcal{P}) \begin{cases} \min. & \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \Omega \end{cases}, \tag{3.5}$$

où les fonctions objectif f_i sont regroupées dans le vecteur $\boldsymbol{f} = (f_1,...,f_M)$ ($\boldsymbol{f} : \mathbb{R}^N \to \mathbb{R}^M$). On rappelle que les contraintes du problème sont prises en compte dans la définition de l'espace de décision Ω (cf. relation (3.4)). On introduit ici la notion d'espace des objectifs, noté Φ, qui est l'image de l'espace de décision par $\boldsymbol{f}$:

$$\Phi = \{\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \mid \boldsymbol{x} \in \Omega\} = \boldsymbol{f}(\Omega). \tag{3.6}$$

Introduction de la notion de compromis

Généralement, les problèmes multicritères impliquent des critères contradictoires. Quand il est présent, ce caractère contradictoire ne permet pas de trouver une solution optimale $\boldsymbol{x}^*$ qui minimise toutes les fonctions objectif du problème :

$$\nexists \boldsymbol{x}^* \in \Omega \mid \forall \boldsymbol{x} \in \Omega \; \forall i = 1,..,M \; f_i(\boldsymbol{x}^*) \leq f_i(\boldsymbol{x}). \tag{3.7}$$

L'optimisation multicritère consiste alors à trouver les meilleures solutions de compromis entre les critères du problème, c'est-à-dire des solutions optimales qui présentent un gain sur un ou plusieurs critères et une dégradation sur les autres critères par rapport aux autres solutions optimales. La recherche de ces solutions de compromis consiste à comparer deux à deux toutes les solutions faisables évaluées selon une règle appelée relation de dominance. Cette relation permet de déterminer si une solution $\boldsymbol{x}$ est préférable à une solution $\boldsymbol{y}$ vis-à-vis du problème, auquel cas $\boldsymbol{x}$ domine $\boldsymbol{y}$, noté $\boldsymbol{x} \prec \boldsymbol{y}$[3]. La relation de dominance s'écrit

$$\boldsymbol{x} \prec \boldsymbol{y} \Leftrightarrow \forall i = 1,...,M \; f_i(\boldsymbol{x}) \leq f_i(\boldsymbol{y}) \wedge \exists i \mid f_i(\boldsymbol{x}) < f_i(\boldsymbol{y}). \tag{3.8}$$

3. Cette notation est valable pour un problème où les fonctions objectif sont minimisées.

Ainsi une solution $\boldsymbol{x}$ domine une solution $\boldsymbol{y}$ si elle est au moins de performance identique à $\boldsymbol{y}$ sur tous les critères avec au moins un critère où elle est plus performante. La comparaison de deux solutions faisables $\boldsymbol{x}$ et $\boldsymbol{y}$ peut présenter trois résultats possibles :

- $\boldsymbol{x}$ domine $\boldsymbol{y}$ ($\boldsymbol{x} \prec \boldsymbol{y}$) ;
- $\boldsymbol{x}$ est dominée par $\boldsymbol{y}$ ($\boldsymbol{x} \succ \boldsymbol{y}$) ;
- $\boldsymbol{x}$ et $\boldsymbol{y}$ sont indifférentes ($\boldsymbol{x} \sim \boldsymbol{y}$) si $\boldsymbol{x} \not\prec \boldsymbol{y}$ et $\boldsymbol{x} \not\succ \boldsymbol{y}$.

De ces résultats de comparaison, une solution est dite optimale si elle n'est dominée par aucune solution faisable. Autrement dit, une solution optimale domine ou est indifférente à toutes les solutions de Ω. L'ensemble des solutions optimales noté Ω^* ($\Omega^* \subseteq \Omega$)[4] est appelé la zone de Pareto, ou encore l'ensemble optimal de Pareto :

$$\Omega^* = \{\boldsymbol{x} \in \Omega \mid \forall \boldsymbol{y} \in \Omega \; \boldsymbol{x} \prec \boldsymbol{y} \vee \boldsymbol{x} \sim \boldsymbol{y}\}. \tag{3.9}$$

La zone de Pareto contient ainsi un ensemble de solutions optimales indifférentes entre elles, qui sont les meilleures solutions de compromis des critères du problème. Les solutions optimales dominent toutes les autres solutions faisables, qui sont alors appelées solutions dominées. L'image de la zone de Pareto par $\boldsymbol{f}$ est appelée le front de Pareto noté Φ^* ($\Phi^* \subseteq \Phi$) :

$$\Phi^* = \{\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^*) \mid \boldsymbol{x}^* \in \Omega^*\} = \boldsymbol{f}(\Omega^*). \tag{3.10}$$

Le front de Pareto, de dimension maximale $M - 1$, permet de visualiser les solutions optimales selon leur performance. La figure 3.1 représente un exemple de zone et front de Pareto pour un problème d'optimisation bicritère ($M = 2$) avec deux variables de décision ($N = 2$). Il est parfois nécessaire, notamment au sein d'une méthode d'optimisation, de classer des solutions dominées entre elles. On peut alors utiliser la notion de rang : les solutions optimales de Ω sont dites de rang 1, les solutions optimales de Ω privé des solutions de rang 1 ($\Omega \backslash \Omega^*$) sont de rang 2 et ainsi de suite jusqu'à trier la totalité des solutions faisables. Toutes les solutions de même rang sont indifférentes et ne sont pas dominées par les solutions de rang supérieur. La figure 3.2 illustre cette notion de rang pour un problème bicritère.

Analogie à un problème du quotidien : À chaque fois qu'on entreprend un déplacement en voiture se pose la question du trajet à suivre. La réponse à cette question peut être la solution optimale d'un problème consistant à minimiser le temps et le coût du trajet. Généralement, ce type de problème présente des limites maximales sur l'heure d'arrivée et le budget (*contraintes d'inégalité*). Privilégier l'autoroute à la nationale est une option possible et permet selon le cas de gagner du temps pour un coût global supérieur notamment vis-à-vis de l'essence et du péage (*critères contradictoires*). Il existe un très grand nombre de trajets permettant de joindre deux localisations en voiture (*espace de décision*). La majorité de ces trajets ne sont pas optimaux. Par exemple, passer par Paris pour aller de Lyon à Marseille n'est pas envisageable, tant vis-à-vis de la durée que du coût du trajet. Une comparaison simplifiée de tous les trajets est alors effectuée (*comparaison des solutions faisables via la relation de dominance*), cette comparaison consiste à visualiser un ensemble réduit de trajets les plus courts (*zone de Pareto*), qui peuvent contenir des portions d'autoroute. Dès lors, la problématique est de choisir un trajet parmi un ensemble réduit de trajets (*formulation des préférences définie ci-après*).

4. Dans ce manuscrit, l'ensemble des solutions optimales de tout ensemble E de solutions est noté E^* ($E^* \subseteq E$).

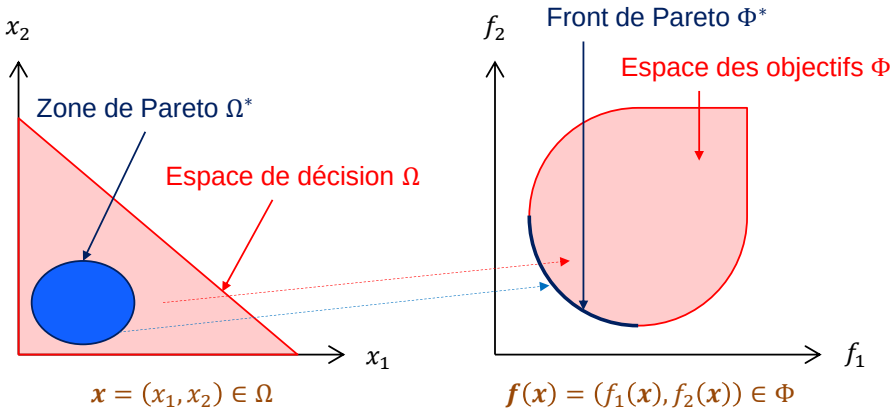


FIGURE 3.1 – *Zone et front de Pareto pour un problème bicritère*

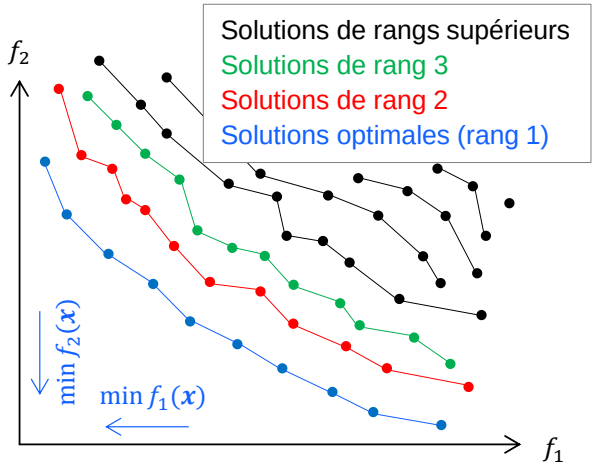


FIGURE 3.2 – *Rang des solutions faisables pour un problème bicritère*

3.2.2. Formulation des préférences

La résolution d'un problème multicritère mène vers un ensemble de solutions optimales. Cependant, l'intérêt du processus d'optimisation est d'aider au choix d'une solution à appliquer. Il est donc nécessaire d'obtenir une unique solution optimale, appelée solution retenue. Ce processus nécessite une prise de décision et donc l'intervention d'un décideur. La formulation des préférences (importance de chaque critère vis-à-vis des autres), qui caractérise la coopération entre le solveur du problème (méthode d'optimisation) et le décideur (chargé de la définition des préférences), peut prendre trois formes différentes :

- a priori (décideur → solveur) ;
- interactive (décideur ↔ solveur) ;
- a posteriori (solveur → décideur).

La figure 3.3 représente les différents types de formulation des préférences. La formulation a priori consiste à formuler les préférences avant la résolution du problème multicritère. Les préférences du décideur sont importées dans le problème d'optimisation multicritère, transformant ce problème en un problème monocritère dont la résolution fournit la solution retenue. La formulation interactive utilise un schéma similaire en réitérant le processus de définition du compromis. Les préférences sont donc formulées pendant la résolution du problème. Le décideur peut ainsi visualiser directement l'influence du choix du compromis sur la solution retenue. La formulation a posteriori consiste quant à elle à confronter les préférences à la zone de Pareto du problème multicritère. Les préférences sont donc formulées après la résolution du problème d'optimisation.

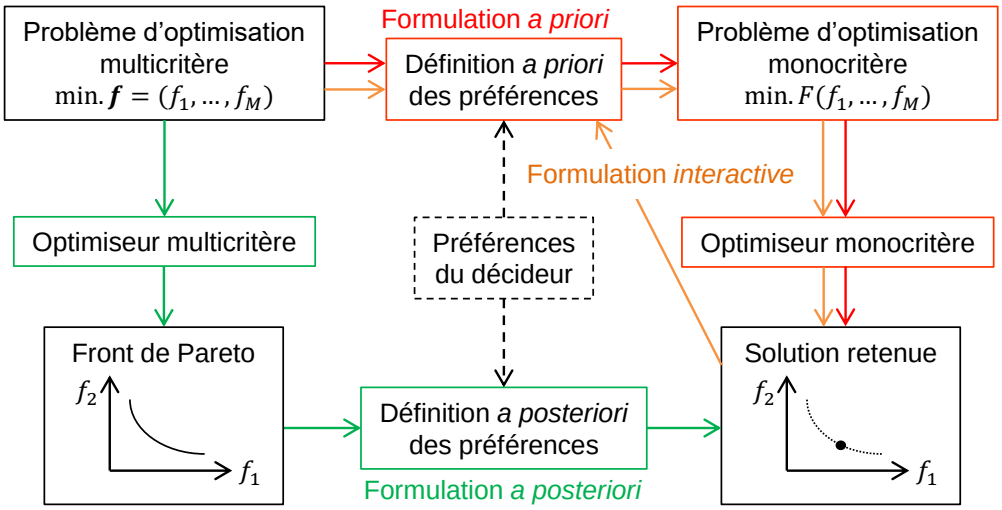


FIGURE 3.3 – *Formulation des préférences pour l'optimisation multicritère*

Formulation a priori (décideur → solveur)

Cette formulation se traduit par une définition des compromis qu'on désire faire entre les critères du problème avant sa résolution. Une seule exécution de la méthode d'optimisation permet ainsi d'obtenir la solution retenue recherchée. La résolution du problème est rapide, mais la définition a priori du compromis entre les critères suppose une connaissance profonde de la nature du problème pour prévoir comment le choix du compromis du décideur influe sur le résultat. De même, deux décideurs peuvent formuler des préférences différentes et donc obtenir une solution

retenue différente. Pour ce type de formulation, le problème d'optimisation multicritère peut être transformé en un problème monocritère consistant à minimiser une fonction d'utilité F qui dépend de l'ensemble des fonctions objectif du problème multicritère. Dans ce cas, les préférences du décideur définissent les différents paramètres de F. Les préférences peuvent aussi s'articuler selon un classement par ordre d'importance des différents objectifs [Marler et Arora 2004 ; de Oliveira et Saramago 2010].

L'approche la plus connue pour la prise en compte des préférences dans la formulation même du problème est la méthode d'agrégation pondérée. Cette méthode convertit un problème multicritère $(\mathcal{P})$ en un problème monocritère $(\mathcal{P}')$ comme

$$(\mathcal{P}) \left\{ \begin{array}{ll} \text{min.} & \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \Omega \end{array} \right. \rightarrow (\mathcal{P}') \left\{ \begin{array}{ll} \text{min.} & F(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{M} \lambda_i f_i(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \Omega \end{array} \right. , \tag{3.11}$$

où le poids $\lambda_i \geq 0$ désigne l'importance relative de la fonction objectif f_i par rapport aux autres. Cette approche est considérée comme étant la plus simple pour réduire un problème multicritère en un problème monocritère, mais comporte cependant des limites. Notamment, l'interprétation des poids n'est pas claire, car ils intègrent à la fois la notion d'importance relative entre fonctions objectif et un facteur de normalisation des critères non commensurables [5].

La méthode ε-contrainte exprime une fonction objectif f_1 prioritaire à optimiser et transforme les critères restants en contraintes, modifiant ainsi l'espace de décision Ω en Ω'. Cette méthode n'a donc pas besoin de définir une fonction d'utilité. La conversion du problème multicritère $(\mathcal{P})$ en un problème monocritère $(\mathcal{P}')$ s'écrit

$$(\mathcal{P}) \left\{ \begin{array}{ll} \text{min.} & \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \Omega \end{array} \right. \rightarrow (\mathcal{P}') \left\{ \begin{array}{l} \text{min.} \quad f_1(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} \quad \boldsymbol{x} \in \Omega' \\ \quad \Omega' = \{\boldsymbol{x} \in \Omega \mid \forall i = 2,...,M \ f_i(\boldsymbol{x}) \leq \varepsilon_i\} \end{array} \right. . \tag{3.12}$$

Les valeurs ε_i doivent être définies convenablement : plus faible est la valeur de ε_i, plus grande est l'importance donnée au critère i.

La méthode lexicographique consiste à exprimer une importance relative entre les fonctions objectif sous forme de classement, avec f_1 la fonction objectif correspondant au critère le plus important et f_M la fonction objectif correspondant au critère le moins important. Cette approche consiste donc en une agrégation non scalaire des objectifs via M optimisations monocritères successives. La conversion du problème multicritère $(\mathcal{P})$ en un problème monocritère $(\mathcal{P}')$ s'écrit

$$(\mathcal{P}) \left\{ \begin{array}{ll} \text{min.} & \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} & \boldsymbol{x} \in \Omega \end{array} \right. \rightarrow (\mathcal{P}') \left\{ \begin{array}{l} \quad \forall i = 1,...,M \\ \text{min.} \quad f_i(\boldsymbol{x}) \\ \text{avec} \quad \boldsymbol{x} \in \Omega^i \\ \quad \Omega^i = \{\boldsymbol{x} \in \Omega^{i-1} \mid f_{i-1}(\boldsymbol{x}) \leq (1+\delta_{i-1}) f_{i-1}^*\} \end{array} \right. . \tag{3.13}$$

Chaque optimisation monocritère exceptée la première utilise la solution optimale obtenue à l'itération précédente f_{i-1}^* pour réduire progressivement l'espace de décision initialisé à $\Omega^1 = \Omega$. Cette réduction de Ω^{i-1} à Ω^i dépend du paramètre $\delta_{i-1} > 0$ qui représente l'écart maximal entre les valeurs prises par f_{i-1} et f_{i-1}^*. Une valeur δ_{i-1} faible augmente l'importance du critère $i-1$.

Toutes les approches présentées font intervenir des paramètres λ_i, ε_i ou δ_i qui quantifient les préférences du décideur. La formulation a priori est intéressante, car il suffit de résoudre un

5. Deux grandeurs commensurables peuvent s'exprimer selon une même unité.

problème d'optimisation monocritère pour trouver la solution retenue du problème multicritère qui répond aux préférences. Cependant, quantifier des importances entre critères ou les classer reste une étape délicate. De même, le décideur est susceptible de ne pas être satisfait par la solution obtenue. Il peut alors souhaiter effectuer un autre compromis et donc un nouveau calcul d'optimisation. Parfois, plusieurs optimisations monocritères sont réalisées avec des paramètres différents afin d'offrir plusieurs alternatives au décideur. Dans ce cas, les méthodes présentées sont utilisées dans le cadre d'une formulation a posteriori. On précise que l'agrégation pondérée est sensible aux propriétés de convexité [6] du front de Pareto et selon le cas, ne permet pas d'identifier la totalité du front de Pareto [Das et Dennis 1997].

Formulation interactive (décideur ↔ solveur)

La coopération entre le solveur et le décideur peut se dérouler de manière progressive. Pour cela, le décideur intervient dans le processus de recherche de solutions optimales en répondant à différentes questions afin d'orienter la recherche. Ainsi, à partir des connaissances acquises pendant la résolution du problème, le décideur définit des préférences prises en compte pour la suite de la résolution. Ce processus est réitéré jusqu'à ce que le décideur dispose d'une bonne connaissance du problème pour retenir une solution retenue représentant un compromis acceptable. Cette approche permet donc de prendre en compte les préférences du décideur, mais nécessite sa présence tout au long du processus de recherche. La principale difficulté avec les méthodes interactives est que le décideur doit définir des buts ou des préférences pour biaiser la recherche, ce qui peut être difficile et inefficace quand le problème est mal connu ou lorsque les préférences sont mal identifiées. Aussi, sous certaines circonstances, il peut y avoir des contradictions dans la définition des préférences.

Formulation a posteriori (solveur → décideur)

La prise en compte des préférences peut s'effectuer après la résolution du problème d'optimisation multicritère. L'avantage de cette approche a posteriori est de nécessiter un seul calcul d'optimisation même si le décideur souhaite reformuler ses préférences. Le problème n'est donc pas reformulé pour prendre en compte les préférences du décideur. De même, la connaissance de la zone et du front de Pareto permet au décideur de visualiser l'impact des préférences sur la solution retenue du problème. La formulation des préférences est ainsi rendue plus aisée. Néanmoins, la résolution d'un problème multicritère fait appel à des méthodes plus complexes et coûteuses en nombre d'évaluations.

Approche retenue

Différentes approches de prise en compte des préférences pour résoudre un problème d'optimisation multicritère ont été exposées. L'orientation à suivre dépend du positionnement du problème vis-à-vis du processus de décision (les préférences sont-elles clairement identifiées ?). On peut utiliser une formulation :

– a priori si le problème est bien connu et qu'on est capable d'exprimer ses préférences vis-à-vis des critères ;

6. Un ensemble est convexe si pour tous points a et b de cet ensemble, le segment $[a,b]$ est entièrement contenu dans cet ensemble.

- interactive, en initiant un dialogue solveur/décideur de sorte que le décideur puisse préciser ses préférences lors de l'optimisation ;
- a posteriori si le problème présente un manque de consensus sur la formulation des préférences, on cherche alors à approcher le front de Pareto avec un nombre fini de solutions.

Cette classification (a priori, a posteriori, interactive) se place du point de vue du décideur et de son intervention dans la résolution d'un problème d'optimisation. Une autre classification pour la formulation du problème se place du point de vue du concepteur et trie les méthodes selon la nature de la modification du problème :

- approche à base de transformation : transformation du problème multicritère en un problème monocritère (méthodes d'agrégation pondérée et ε-contrainte) ;
- approche non Pareto : résolution du problème d'optimisation en traitant séparément les différents critères (méthode lexicographique) ;
- approche Pareto : recherche du front de Pareto du problème.

Dans le cadre de ce travail, nous privilégions la formulation a posteriori pour laquelle la méthode d'optimisation doit permettre de fournir la zone de Pareto, ou du moins une bonne approximation. Ce choix résulte de :

- la volonté d'obtenir des solutions optimales qui ne dépendent pas d'une vision individuelle de l'importance relative des critères, parfois non commensurables ;
- la meilleure compréhension des compromis accessibles et des éventuelles interactions entre les critères.

En effet, l'objectif de ce travail est de fournir un outil d'aide à la décision et non de formuler des préférences, c'est-à-dire procéder à l'étape de décision. Dans ce mémoire, nous nous intéressons donc à la résolution du problème multicritère non reformulé. Outre la volonté de ne pas formuler de préférences, cette phase de résolution permet de comprendre le problème et la diversité des solutions de compromis associées. Par la suite, les métaheuristiques qui sont des méthodes efficaces pour la résolution de problèmes multicritères sont présentées.

3.3. Métaheuristiques

3.3.1. Présentation

Choix d'une méthode d'optimisation

La section 3.1.3 met en évidence deux types de méthodes d'optimisation : les méthodes locales et globales. Les méthodes locales n'assurent pas de converger vers un minimum global du problème. Par ce simple fait, ces méthodes ne sont pas considérées par la suite. Parmi les méthodes globales, les méthodes exactes explorent l'espace de décision et requièrent un nombre d'évaluations souvent rédhibitoire pour des problèmes complexes. De même, ces méthodes deviennent inefficaces étant donné la complexité (déjà en monocritère : allure de la fonction objectif, etc.) et l'aspect multicritère de ces problèmes. Les méthodes heuristiques présentent certains avantages par rapport aux méthodes exactes, notamment leur nombre d'évaluations plus faible et leur flexibilité, même si elles ne garantissent pas la convergence vers des minimums globaux. Les métaheuristiques, qui sont des méthodes heuristiques présentant l'avantage d'être applicables à un grand nombre de problèmes sans modification de leur fonctionnement, sont retenues et expliquées ci-après. On précise qu'il est possible de définir de nouvelles méthodes d'optimisation dites hybrides à partir de plusieurs méthodes comme celles présentées dans ce

chapitre. L'hybridation consiste à utiliser plusieurs méthodes d'optimisation qui se répartissent les tâches d'exploration et d'exploitation au sein d'une nouvelle méthode. Par exemple, un algorithme de recherche linéaire peut être utilisé au sein d'une métaheuristique pour remplacer son processus d'exploitation des solutions.

Métaheuristiques

Les métaheuristiques sont une famille de méthodes globales adaptables à un grand nombre de problèmes sans changement majeur dans leur structure [Glover et Kochenberger 2003 ; Dréo *et al.* 2003 ; Siarry 2014]. Elles ont en commun les caractéristiques suivantes :

- elles sont d'origine combinatoire, elles ont l'avantage décisif dans le cas continu d'être directes et ne recourent pas au calcul des gradients des fonctions objectif ;
- elles sont inspirées d'analogies avec la physique (recuit simulé, etc.), la biologie (algorithmes génétiques, etc.) ou l'éthologie (essaims particulaires, etc.) ;
- elles partagent les mêmes inconvénients : la difficulté du réglage de leurs paramètres et le nombre d'évaluations élevé.

Les métaheuristiques sont des méthodes itératives, c'est-à-dire que le même schéma est reproduit un certain nombre de fois au cours de l'optimisation. Ces méthodes tirent leur efficacité du fait qu'elles sont moins facilement piégeables dans des minimums locaux, car elles acceptent, au cours du processus, des dégradations sur les performances des solutions. De même, la recherche est souvent menée sur une population de solutions et non une unique solution. Un grand nombre de métaheuristiques existe actuellement : les algorithmes génétiques, les essaims particulaires, le recuit simulé [Kirkpatrick *et al.* 1983 ; Suman et Kumar 2006], les colonies de fourmis [Dorigo et Stützle 2004], etc. Ces méthodes, appliquées aux problèmes étudiés dans le cadre de ce travail, peuvent nécessiter des dizaines de milliers d'évaluations.

3.3.2. Algorithmes génétiques

Algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires présentent une analogie avec la théorie de l'évolution des espèces de Darwin : les mécanismes de l'évolution transforment une population initiale d'individus au cours du temps en favorisant l'apparition d'individus dont les caractéristiques sont adaptées à l'environnement [Darwin 1859]. Ces algorithmes font l'objet d'une littérature abondante [Goldberg 1989 ; Bäck 1996 ; Bäck *et al.* 1997 ; Zitzler 1999 ; Eiben et Smith 2003 ; Coello Coello *et al.* 2007]. La théorie de l'évolution expose que l'apparition de nouvelles espèces est la conséquence de la conjonction de deux phénomènes :

- la sélection naturelle imposée par l'environnement (les individus les plus adaptés survivent et se reproduisent) ;
- la variation du matériel génétique des espèces.

Le terme "évolutionnaire" a été introduit pour regrouper différents algorithmes qui utilisent cette analogie. Deux types de mécanismes sont principalement mis en œuvre dans ces méthodes :

- un mécanisme de reproduction inspiré de la génétique (création d'un nouvel individu par croisement de deux parents et mutation) ;
- un mécanisme de sélection inspiré de la sélection naturelle.

L'association des différents mécanismes pouvant être mis en œuvre pour représenter la reproduction et la sélection ont donné naissance à trois familles historiques pour ces algorithmes :

– les stratégies d'évolution ont été conçues pour résoudre des problèmes continus ;
– la programmation évolutionnaire a été conçue pour des problèmes d'apprentissage à partir d'automates à états finis ;
– les algorithmes génétiques ont été conçus pour résoudre des problèmes combinatoires.

Présentant des différences marquées à l'origine, ces familles tendent de plus en plus à se confondre suite à leurs emprunts respectifs. Nous choisissons de considérer par la suite les algorithmes génétiques qui peuvent désormais s'appliquer à des problèmes continus. Les stratégies d'évolution se distinguent des algorithmes génétiques par des changements mineurs sur la définition du remplacement qui est toujours élitiste. La programmation évolutionnaire ne fait pas quant à elle appel à un mécanisme de croisement.

Fonctionnement général d'un algorithme génétique

De nouvelles définitions, fondées sur un vocabulaire de biologie, sont introduites pour faciliter l'explication du principe de fonctionnement des algorithmes génétiques :

– les individus (vecteurs de décision $\boldsymbol{x} \in \Omega$) sont caractérisés par leur génotype : ensemble d'un ou plusieurs chromosomes constitués chacun de N gènes (variables de décision x_i) ;
– une population est formée par un ensemble d'individus et est modifiée au fil de l'exécution de l'algorithme, faisant apparaître des générations de populations.

La "pression de l'environnement", caractérisée par les fonctions objectif, et les principes darwiniens de sélection naturelle et de variation du matériel génétique sont implantés de la façon suivante (cf. figure 3.4) :

– initialisation de la population initiale ;
– évaluation des individus de la population initiale et recherche des individus non dominés actuels ;
– construction d'une nouvelle population à partir de la population de la génération précédente :
  · sélection d'individus de la population précédente (définition des parents) ;
  · application des opérateurs de variation (croisement et mutation) aux parents sélectionnés (définition des enfants) ;
  · évaluation des enfants ;
  · remplacement de la population précédente par une nouvelle population (survie) ;
– l'évolution stoppe au moyen d'un critère d'arrêt, formulé selon la performance des solutions ou le nombre d'évaluations.

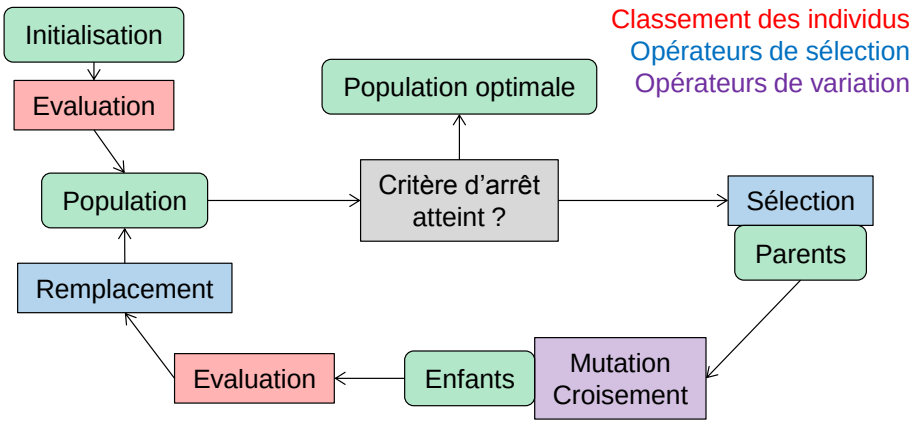


FIGURE 3.4 – *Fonctionnement général d'un algorithme génétique*

Dilemme exploration-exploitation

À chaque étape de l'algorithme, celui-ci effectue un compromis entre explorer l'espace de décision, afin d'éviter de stagner vers un optimum local, et exploiter les meilleurs individus, afin de rechercher des individus encore plus performants. Trop d'exploration entraîne la non-convergence de l'algorithme, alors que trop d'exploitation peut mener à une convergence vers un optimum local. Ce problème est appelé dilemme exploration-exploitation. On peut régler les parts respectives d'exploration et d'exploitation via les divers paramètres de l'algorithme liés aux opérations de sélection, croisement, mutation et remplacement. Malheureusement, il n'existe pas de règle universelle pour leur réglage et seule une analyse des résultats permet de savoir si l'importance donnée à l'exploration et l'exploitation doit être réévaluée. Il existe diverses manières de définir chaque étape de l'algorithme génétique, dont les principales sont énoncées par la suite.

Opérateurs de sélection

La partie darwinienne de l'algorithme comprend les étapes de sélection et de remplacement. Ces étapes utilisent des procédures similaires pour le choix des individus. La différence entre sélection et remplacement réside dans leur définition même :

- la sélection consiste à choisir des individus dont les gènes vont être transmis et éventuellement modifiés, à de nouveaux individus ;
- le remplacement consiste à choisir les individus de la population courante qui seront présents dans la population suivante.

Par abus de langage, le terme "sélection" sera utilisé pour ces deux étapes. On distingue les sélections déterministe et stochastique.

La sélection déterministe est élitiste, les individus sont comparés aux autres individus selon leur performance et les meilleurs d'entre eux (solutions non dominées courantes et solutions de faible rang) sont retenus. Cette procédure suppose un tri de l'ensemble de la population.

La sélection stochastique consiste généralement à favoriser les meilleurs individus, mais en laissant une chance de sélection aux autres individus. Parmi ces procédures, on peut mentionner :

- le tirage par roulette : un individu a une probabilité d'être sélectionné proportionnelle à sa performance ;
- la sélection par rang : un individu a une probabilité d'être sélectionné proportionnelle à son rang ;
- la sélection uniforme : tous les individus ont la même probabilité d'être sélectionnés ;
- la sélection par tournoi : le meilleur individu est sélectionné parmi un ensemble d'individus choisis aléatoirement.

L'évaluation de la performance d'un individu peut ne pas se résumer à l'évaluation des fonctions objectif et de son rang, mais peut aussi tenir compte de son pouvoir de domination (nombre d'individus qu'il domine) et sa profondeur (nombre d'individus qui le dominent). Cette grande diversité de méthodes de classification des individus a donné naissance à des méthodes connues d'optimisation par algorithmes génétiques comme la méthode NSGA (*nondominated sorting genetic algorithm*) [Srinivas et Deb 1995 ; Deb *et al.* 2002]. Si ces méthodes de sélection permettent, selon le problème étudié, d'améliorer la convergence vers des solutions optimales, d'autres, appelées méthodes de nichage, permettent d'obtenir une bonne diversité (répartition) des solutions optimales [Deb et Goldberg 1989].

Opérateurs de variation

Les opérateurs de variation concernent la création de nouveaux individus et la manière dont le matériel génétique des individus parents se propage vers les nouveaux individus enfants. Ces opérateurs regroupent le croisement et la mutation.

L'idée générale du croisement est le mélange du matériel génétique entre les parents. Si deux parents sont plus performants que la moyenne, on peut espérer que certaines parties de leur génotype soient adaptées à leur environnement et que certains de leurs enfants n'en seront que plus performants. Le croisement cherche donc à conserver les meilleures caractéristiques des parents au fil des générations. Cette opération peut prendre plusieurs formes, la plus courante consiste à définir chaque gène de l'enfant comme une moyenne pondérée des gènes des parents. Lors de sa création, un enfant peut voir l'un de ses gènes muter au sein d'un chromosome, c'est-à-dire être substitué à un autre de façon aléatoire. Dans le cas d'un problème combinatoire, les algorithmes génétiques vérifient la condition d'ergodicité de la mutation, c'est-à-dire que tout individu de l'espace de décision peut être atteint en un nombre fini de mutations.

3.3.3. Essaims particulaires

L'optimisation par essaim particulaire est basée sur le comportement collectif de certains groupes d'animaux comme les bancs de poissons [Kennedy et Eberhart 2001]. En effet, ces animaux se déplacent selon une dynamique relativement complexe alors qu'ils n'ont eux-mêmes accès qu'à des informations limitées comme la position et la vitesse de leurs plus proches voisins. Des règles simples comme "rester proche des voisins", "aller dans la même direction" et "aller à la même vitesse" sont suffisantes pour maintenir la cohésion du groupe et susciter un comportement collectif complexe et adapté.

La méthode met en jeu un groupe de particules (vecteurs de décision) qui se déplacent dans l'espace de décision. Chaque particule i est caractérisée par sa position $\boldsymbol{x_i}$ et sa vitesse $\boldsymbol{v_i}$ (vecteur de changement de position). À chaque itération, les particules se déplacent en étant influencées par leur comportement passé et celui de leurs proches voisins (ou de l'essaim) et non pas selon l'état global de la population à l'itération précédente. On tient donc compte, dans la mise à jour à l'itération $t+1$ des caractéristiques de chaque particule i, de sa position $\boldsymbol{x_i}(t)$, sa vitesse $\boldsymbol{v_i}(t)$, sa meilleure position atteinte $\boldsymbol{p_i}$ et de la meilleure position atteinte par ses voisins $\boldsymbol{p_g}$:

$$\begin{cases} \boldsymbol{v_i}(t+1) = \omega \boldsymbol{v_i}(t) + \varphi_1(\boldsymbol{p_i} - \boldsymbol{x_i}(t)) + \varphi_2(\boldsymbol{p_g} - \boldsymbol{x_i}(t)) \\ \boldsymbol{x_i}(t+1) = \boldsymbol{x_i}(t) + \boldsymbol{v_i}(t+1) \end{cases}, \tag{3.14}$$

où ω, φ_1 et φ_2 sont des nombres fixés par l'utilisateur ou tirés aléatoirement pour chaque particule et itération. Ces nombres caractérisent un déplacement issu d'un compromis entre l'état actuel de la particule (gouverné par ω), son expérience individuelle (gouvernée par φ_1) et sa communication avec les particules voisines (gouvernée par φ_2). La figure 3.5 représente le déplacement d'une particule d'une itération à la suivante.

Dans le cas d'un problème d'optimisation multicritère, le terme de meilleure position atteinte perd son sens. Les termes $\boldsymbol{p_i}$ et $\boldsymbol{p_g}$ sont des états choisis parmi les solutions non dominées selon un opérateur de sélection (tirage aléatoire, etc.). Une archive des meilleures positions atteintes est donc continuellement mise à jour lors du calcul d'optimisation.

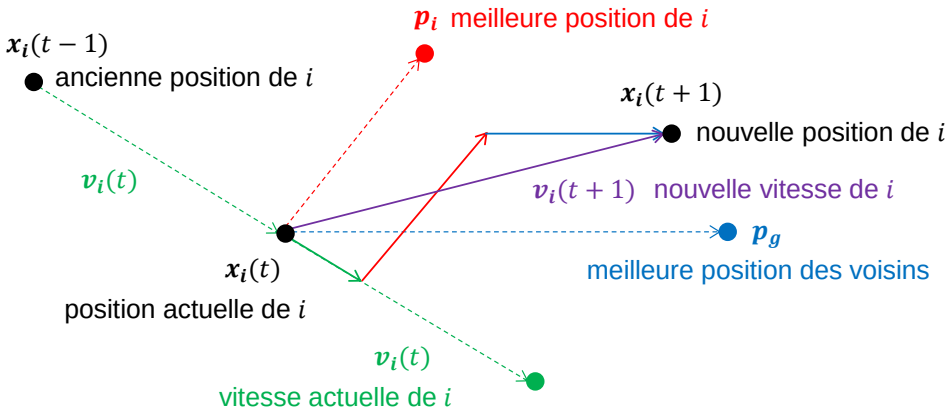


FIGURE 3.5 – *Déplacement d'une particule pour l'optimisation par essaim particulaire*

3.4. Analyse de performance des méthodes d'optimisation

D'un point de vue général, aucune métaheuristique n'est réellement meilleure qu'une autre. En effet, une métaheuristique ne peut prétendre être plus efficace sur tous les problèmes, bien que certaines méthodes (l'algorithme lui-même associé à un jeu de paramètres) puissent être plus adaptées que d'autres sur certaines classes de problèmes. Cette constatation est décrite par le théorème du "no free lunch" [Wolpert et Macready 1997]. Il existe ainsi un grand choix d'algorithmes ayant chacun ses domaines d'application privilégiés, qui ne sont que rarement bien caractérisés. De plus, ces algorithmes font intervenir des paramètres dont les valeurs peuvent fortement influer sur la qualité des solutions optimales. Afin de mieux comprendre les avantages et les inconvénients d'une méthode d'optimisation, ces méthodes peuvent être appliquées sur des problèmes tests d'optimisation [Huband *et al.* 2006]. L'objet de ce travail n'est pas de formuler les avantages d'une méthode, mais de savoir quelle est la méthode la plus adaptée à la résolution d'un problème. Pour cela, les performances de plusieurs algorithmes et jeux de paramètres doivent être comparées pour la résolution de ces problèmes. Il existe de nombreux indicateurs de qualité pour faciliter l'analyse de la performance d'un algorithme sur un problème donné [Van Veldhuizen 1999 ; Collette et Siarry 2002]. Une méthode d'optimisation efficace doit fournir une bonne diversité de solutions qui présentent une bonne optimalité, c'est-à-dire qui sont proches des solutions optimales théoriques. On distingue de manière générale parmi ces indicateurs ceux qui permettent de :

- quantifier la qualité d'un front de Pareto calculé via une méthode d'optimisation, sans le comparer à un autre front ;
- comparer la qualité d'un front de Pareto calculé et un front de Pareto théorique déterminé de façon analytique ;
- comparer la qualité de deux fronts de Pareto calculés.

Pour des problèmes complexes, le front de Pareto théorique n'est pas toujours connu. En effet, le front théorique ne peut être obtenu que par recherche exhaustive des solutions (pour un problème combinatoire) ou si les fonctions objectif analytiques sont connues. Nous présentons ici les indicateurs qui sont utilisés dans ce mémoire (cf. chapitres 6 et 7) pour comparer les performances de différentes méthodes d'optimisation pour des problèmes bicritères ($M = 2$).

3.4.1. Comparaison de deux fronts de Pareto

Nous définissons ici deux indicateurs pour caractériser la diversité des solutions : l'étendue et l'uniformité du front, ainsi qu'un indicateur pour comparer deux fronts de Pareto selon l'optimalité de leurs solutions : la contribution.

Étendue d'un front de Pareto

Un front de Pareto de bonne qualité doit présenter une bonne diversité des solutions optimales du problème. Nous définissons ainsi dans ce manuscrit un nouvel indicateur qui est l'étendue des solutions sur le front notée $\mathcal{D}$. En effet, un front de Pareto peut présenter une bonne uniformité de ses solutions, mais une diversité dégradée par rapport à un autre front s'il est défini dans un domaine plus réduit que cet autre front. L'étendue est définie dans le cadre de ce travail comme

$$\mathcal{D} = \prod_{i=1}^{M} \Big(\max_{\boldsymbol{x}^* \in \Omega^*} f_i(\boldsymbol{x}^*) - \min_{\boldsymbol{x}^* \in \Omega^*} f_i(\boldsymbol{x}^*) \Big). \tag{3.15}$$

Cette définition permet la comparaison des fronts de Pareto selon leur hypervolume occupé. Cet indicateur est utilisé dans ce travail pour $M = 2$. Plus l'étendue $\mathcal{D} \geq 0$ est élevée, plus les solutions optimales peuvent représenter une bonne diversité de compromis au problème. Néanmoins, cet indicateur seul ne suffit pas à juger de la diversité des solutions optimales : un front de Pareto peut occuper un grand espace avec des solutions optimales proches les unes des autres. De même, la valeur de l'étendue seule n'est pas significative de la qualité d'un front. Son intérêt réside seulement dans la comparaison de deux fronts pour savoir lequel présente la plus grande occupation de l'espace.

Uniformité d'un front de Pareto

Nous précisons tout d'abord que les solutions optimales $\boldsymbol{x_i^*}$ d'un problème bicritère respectent l'équivalence

$$\forall i = 1,..., \mathrm{Card}(\Omega^*) - 1 \; f_1(\boldsymbol{x_i^*}) < f_1(\boldsymbol{x_{i+1}^*}) \Leftrightarrow f_2(\boldsymbol{x_i^*}) > f_2(\boldsymbol{x_{i+1}^*}). \tag{3.16}$$

Les solutions optimales peuvent être ordonnées par valeurs croissantes de f_1 de sorte que chaque solution $\boldsymbol{x_i^*}$ ait pour solutions voisines sur le front de Pareto les solutions $\boldsymbol{x_{i-1}^*}$ et $\boldsymbol{x_{i+1}^*}$.

Nous définissons dans ce manuscrit en complément de l'étendue $\mathcal{D}$ un nouvel indicateur, noté $\mathcal{U}$, qui quantifie l'uniformité des solutions sur le front de Pareto. L'uniformité traduit la capacité de la méthode à trouver des solutions uniformément réparties sur le front de Pareto. Elle est définie comme l'écart-type des distances relatives entre solutions optimales successives sur le front de Pareto :

$$\mathcal{U} = \sigma(d) = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{Card}(\Omega^*) - 1} \sum_{i=1}^{\mathrm{Card}(\Omega^*)-1} (d_i - \bar{d})^2}, \tag{3.17}$$

où :

- $\mathrm{Card}(\Omega^*)$ est le nombre de solutions optimales obtenues par la méthode ; $\mathrm{Card}(\Omega^*) - 1$ représente alors le nombre de distances entre solutions optimales successives ;

Complément : Écart-type

L'écart-type mesure la dispersion de valeurs relatives à une variable. Soit $\{x_1,...,x_n\}$ les valeurs prises par un paramètre x, l'écart-type $\sigma(x)$ de cet ensemble s'exprime alors

$$\sigma(x) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2},$$

avec

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i.$$

Néanmoins, si cet échantillon regroupe des réalisations d'une variable aléatoire x, on a $\bar{x} \neq \mathbb{E}(x)$. L'écart-type de x est donc biaisé en utilisant la relation précédente et doit être redéfini comme

$$\sigma(x) = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}.$$

En effet, remplacer l'espérance de x inconnue par $\bar{x}$ introduit une corrélation supplémentaire ($\bar{x}$ dépend des x_i). L'écart-type fait donc seulement intervenir $n-1$ valeurs indépendantes. Le dénominateur n de la variance $\sigma^2(x)$ est alors remplacé par $n-1$ (correction de Bessel).

– d_i est la distance euclidienne relative entre les solutions optimales voisines i et $i+1$:

$$d_i = \sqrt{\left(\frac{f_1(\boldsymbol{x}^*_{\boldsymbol{i+1}}) - f_1(\boldsymbol{x}^*_{\boldsymbol{i}})}{\max\limits_{\boldsymbol{x}^*\in\Omega^*} f_1(\boldsymbol{x}^*) - \min\limits_{\boldsymbol{x}^*\in\Omega^*} f_1(\boldsymbol{x}^*)}\right)^2 + \left(\frac{f_2(\boldsymbol{x}^*_{\boldsymbol{i+1}}) - f_2(\boldsymbol{x}^*_{\boldsymbol{i}})}{\max\limits_{\boldsymbol{x}^*\in\Omega^*} f_2(\boldsymbol{x}^*) - \min\limits_{\boldsymbol{x}^*\in\Omega^*} f_2(\boldsymbol{x}^*)}\right)^2}. \tag{3.18}$$

Considérer de telles distances d_i permet de s'affranchir des unités des fonctions objectif dans l'indicateur. L'uniformité est donc conservée quelle que soit l'unité des fonctions objectif, ce qui n'est pas le cas si les distances euclidiennes absolues sont utilisées. Plus l'uniformité $\mathcal{U} \geq 0$ est faible, plus les solutions sont uniformément réparties sur le front. Nous précisons que cet indicateur n'est valide que sur un front bicritère continu, c'est-à-dire qui n'est pas formé de plusieurs parties non contiguës [7]. Un front de Pareto de bonne diversité présente ainsi une étendue $\mathcal{D}$ élevée et une uniformité $\mathcal{U}$ faible (proche de 0).

7. [Schott 1995] a introduit une métrique d'espacement, aujourd'hui répandue, légèrement différente de celle définie dans ce travail. En effet, cette métrique d'espacement considère les distances aux plus proches solutions optimales et non entre solutions optimales successives. Elle est donc moins significative de l'uniformité des solutions optimales dans le cas d'un problème bicritère et continu. Cette différence lui permet néanmoins d'être applicable pour un plus grand nombre de critères. De même, la métrique d'espacement s'exprime selon des distances euclidiennes absolues. Ainsi, la comparaison de deux fronts selon cet indicateur dépend de l'unité des fonctions objectif.

Contribution d'une zone de Pareto par rapport à une autre

La contribution compare l'optimalité des solutions de deux zones de Pareto [Meunier *et al.* 2000]. La contribution d'une zone de Pareto Ω_i^* par rapport à une zone de Pareto Ω_j^*, notée $\text{Cont}_{i/j}$ ou encore $\text{Cont}(\Omega_i^*,\Omega_j^*)$, s'exprime

$$\text{Cont}_{i/j} = \frac{C/2 + D + I}{U}, \tag{3.19}$$

avec :

- C le nombre de solutions communes aux deux zones : $C = \text{Card}(\Omega_i^* \cap \Omega_j^*)$;
- D le nombre de solutions de Ω_i^* qui dominent au moins une solution de Ω_j^* ;
- I le nombre de solutions de Ω_i^* ($\notin \Omega_j^*$) qui sont indifférentes de toutes les solutions de Ω_j^* ;
- U le nombre de solutions optimales parmi les solutions de $\Omega_i^* \cup \Omega_j^*$: $U = \text{Card}((\Omega_i^* \cup \Omega_j^*)^*)$.

La mesure de contribution entre deux zones permet donc d'évaluer la proportion de solutions optimales apportée par chacune des zones à la zone de Pareto commune. On a alors

$$\text{Cont}_{i/j} + \text{Cont}_{j/i} = 1. \tag{3.20}$$

Ainsi une zone contenant des solutions optimales toutes dominées par des solutions de l'autre zone présente une contribution nulle. De même, on peut déduire la contribution d'un front par rapport à lui-même :

$$\text{Cont}_{i/i} = 1/2. \tag{3.21}$$

Contribution pour comparer plus de deux zones de Pareto

L'indicateur de contribution présenté est valable pour comparer deux zones de Pareto. Nous souhaitons par la suite comparer plusieurs zones de Pareto. Nous définissons alors une zone, dite totale et notée Ω_{tot}^*, qui leur sert de base de comparaison. La zone totale regroupe les solutions optimales issues des $\mathcal{N}$ zones de Pareto qui sont comparées : $\Omega_{\text{tot}}^* = (\cup_{i=1}^{\mathcal{N}} \Omega_i^*)^*$. En utilisant la définition précédente, la contribution, dite totale et notée $\text{Cont}_{i/\text{tot}}$, ne peut être supérieure à 1/2. Nous définissons alors la contribution totale d'une zone i comme [8]

$$\text{Cont}_{i/\text{tot}} = \frac{\text{Card}(\Omega_i^* \cap \Omega_{\text{tot}}^*)}{\text{Card}(\Omega_{\text{tot}}^*)}. \tag{3.22}$$

Nous obtenons ainsi

$$\sum_{i=1}^{\mathcal{N}} \text{Cont}_{i/\text{tot}} = 1 + \frac{\sum_{\boldsymbol{x}^* \in \Omega_{\text{tot}}^*} (A(\boldsymbol{x}^*) - 1)}{\text{Card}(\Omega_{\text{tot}}^*)}, \tag{3.23}$$

où $A(\boldsymbol{x}^*)$ dénombre les zones i auxquelles appartient la solution $\boldsymbol{x}^*$. Cette somme est donc égale à 1 si et seulement si $\cap_{i=1}^{\mathcal{N}} \Omega_i^* = \varnothing$. Si cette dernière condition n'est pas respectée, une somme égale à 1 n'a pas de sens, car la contribution totale d'une zone i dépendrait du nombre de zones qui contiennent les solutions optimales n'appartenant pas à cette zone i.

8. Cette définition de la contribution totale revient à ajouter un facteur 2 dans la relation (3.19) avec $D = I = 0$.

Exemple

La figure 3.6 illustre un exemple de comparaison de deux fronts de Pareto Φ_1^* et Φ_2^* avec les indicateurs définis : $\mathcal{D}$, $\mathcal{U}$ et Cont. Le front de Pareto $(\Phi_1^* \cup \Phi_2^*)^*$, en bleu sur la figure, est composé de 10 solutions de Ω_1^* et 4 solutions de Ω_2^* dont une commune aux deux zones. Les zones Ω_1^* et Ω_2^* contribuent donc respectivement au front commun avec un poids de 9,5 et 3,5 pour une contribution $\text{Cont}_{1/2}$ égale à 73%. Le front Φ_1^* présente aussi de meilleures étendue et uniformité de ses solutions optimales que le front Φ_2^*. Le front Φ_1^* est donc préférable au front Φ_2^*. Il existe néanmoins des cas où deux fronts sont indifférents vis-à-vis de la minimisation de $\mathcal{U}$, la maximisation de $\mathcal{D}$ et de la contribution. Il est alors possible de départager ces fronts à l'aide de leur visualisation graphique pour un problème bicritère. Il est sous-entendu ici que la diversité (étendue et uniformité) et la contribution d'un front sont des indicateurs de même importance. Cependant, il reste préférable du point de vue de l'auteur de privilégier la contribution, car le but principal d'une méthode d'optimisation est de trouver les solutions optimales d'un problème. En effet, il est inutile d'obtenir des solutions uniformément réparties si aucune d'elles n'est optimale vis-à-vis des solutions d'un autre calcul. Les indicateurs définis permettent donc de quantifier et d'appuyer l'observation graphique des fronts bicritères.

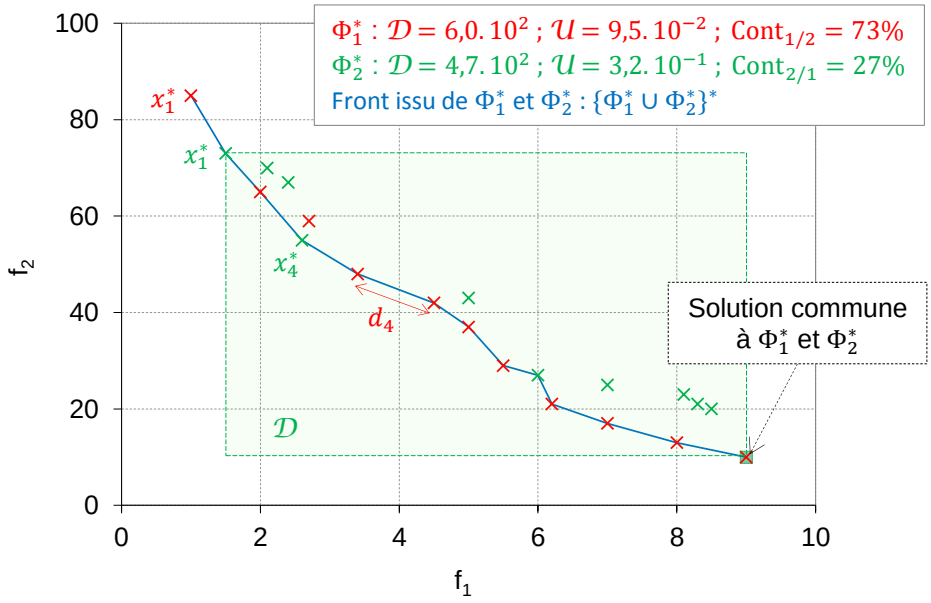


FIGURE 3.6 – *Comparaison de deux fronts de Pareto pour un problème bicritère*

Nombre d'évaluations

Nous souhaitons définir un indicateur supplémentaire, représentatif de la durée d'un calcul d'optimisation, qui soit indépendant des performances de l'ordinateur. Nous choisissons par souci de simplicité d'estimer cette durée par le nombre d'évaluations différentes qui ont été faites au cours du calcul d'optimisation. Nous précisons qu'une solution peut être évaluée plusieurs fois selon la méthode d'optimisation utilisée. Le nombre d'évaluations différentes permet de quantifier uniquement la rapidité de la méthode indépendamment de la durée d'une évaluation qui varie selon le code utilisé et les ressources informatiques disponibles. Le nombre d'évaluations n'est pas un indicateur de qualité du front, mais permet de fournir une base de comparaison entre deux

calculs d'optimisation. En effet, deux algorithmes peuvent converger vers des fronts de Pareto de qualités proches. Dans ce cas, le meilleur algorithme est celui qui converge le plus rapidement. Nous précisons aussi qu'un calcul d'optimisation avec un nombre d'évaluations plus élevé qu'un autre a plus de chance de fournir un front de meilleure qualité. Par la suite, nous notons $\mathcal{C}$ le nombre d'évaluations différentes effectuées par la méthode avant convergence.

3.4.2. Convergence d'une méthode d'optimisation

Une métaheuristique utilise un processus de recherche aléatoire et peut donc converger vers des solutions optimales différentes d'un calcul d'optimisation à un autre. Nous proposons ici pour vérifier que les résultats issus d'une méthode d'optimisation sont toujours de qualités similaires de définir de nouveaux indicateurs à partir de ceux définis précédemment.

Variation des indicateurs de comparaison

Afin d'estimer la variation de la qualité des solutions optimales pour la résolution d'un problème bicritère selon une certaine méthode d'optimisation, il est nécessaire d'effectuer plusieurs calculs d'optimisation avec cette méthode. À partir de ces calculs, la moyenne et l'écart-type des indicateurs définis précédemment peuvent être évalués : les valeurs moyennes $\bar{\mathcal{D}}$, $\bar{\mathcal{U}}$ et $\bar{\mathcal{C}}$ ainsi que les écarts-types non biaisés $\sigma(\mathcal{D})$, $\sigma(\mathcal{U})$ et $\sigma(\mathcal{C})$ peuvent être évalués. Les valeurs moyennes de l'étendue et l'uniformité des fronts indiquent la qualité moyenne du front de Pareto issu d'une méthode vis-à-vis de sa diversité. Les écarts-types indiquent la variance de ces indicateurs pour une même méthode et permettent notamment de savoir si la diversité des solutions optimales est de qualité variable. De même, la valeur moyenne et l'écart-type sur le nombre d'évaluations permettent d'un point de vue pratique d'estimer la durée du calcul d'optimisation et son incertitude. La variation de la contribution de solutions optimales issues de deux méthodes différentes n'est pas définie dans le cadre de ce travail. Afin de comparer l'optimalité des solutions optimales issues de deux méthodes, nous préférons par la suite vérifier que la contribution d'une méthode reste toujours supérieure à l'autre pour plusieurs calculs d'optimisation.

Convergence d'un calcul selon l'optimalité du front

En utilisant l'indicateur de contribution défini précédemment, nous définissons un nouvel indicateur dans le cadre de ce travail quantifiant la variation de l'optimalité des solutions optimales issues de plusieurs calculs d'optimisation pour une même méthode. La contribution n'est donc pas utilisée pour comparer l'optimalité de deux fronts issus de deux méthodes différentes, mais d'une même méthode. Nous effectuons $\mathcal{N}$ fois un calcul d'optimisation avec une méthode, ce qui donne $\mathcal{N}^2$ contributions par comparaison des fronts obtenus deux à deux. Dans le cas idéal, ces $\mathcal{N}$ calculs d'optimisation fournissent toujours des solutions de même qualité d'optimalité, c'est-à-dire que deux fronts présentent une contribution égale à $1/2$. Afin de quantifier l'écart à ce cas idéal de l'optimalité de plusieurs fronts, nous calculons l'écart quadratique moyen des contributions des fronts à $1/2$. Cet indicateur peut donc être utile pour comparer deux méthodes d'optimisation, la méthode la plus stable étant celle qui présente la variation sur l'optimalité de ses solutions la plus faible. D'après l'équation (3.21), les $\mathcal{N}$ contributions $\mathrm{Cont}_{i/i}$ peuvent ne pas être prises en compte dans le calcul de l'écart quadratique moyen. De même, d'après l'équation (3.20), la moitié des contributions parmi les $\mathcal{N}^2 - \mathcal{N}$ restantes présentent un même écart absolu à $1/2$ que

l'autre moitié. Finalement, seules $\mathcal{N}(\mathcal{N}-1)/2 = \sum_{i=1}^{\mathcal{N}-1} i$ contributions sont représentatives de l'écart. Nous préférons alors définir l'erreur quadratique moyenne de ces contributions suffisantes, appelée la convergence et notée Conv comme

$$\text{Conv} = \sqrt{\frac{2}{\mathcal{N}(\mathcal{N}-1)} \sum_{i=1}^{\mathcal{N}-1} \sum_{j=i+1}^{\mathcal{N}} \left(\text{Cont}_{i/j} - \frac{1}{2}\right)^2}. \tag{3.24}$$

Une convergence nulle indique une parfaite équivalence entre tous les calculs d'optimisation pour une même méthode en matière d'optimalité des solutions atteintes. En d'autres termes, la nature stochastique de la méthode d'optimisation n'influe pas sur l'optimalité globale du front de Pareto obtenu.

Complément : Erreur quadratique moyenne

L'erreur quadratique moyenne MSE (*mean squared error*) est un indicateur similaire à la variance σ^2 où la valeur moyenne $\bar{x}$ est remplacée par une valeur cible. Cet indicateur est généralement utilisé pour quantifier la précision d'un estimateur, l'échantillon regroupe alors un ensemble d'estimations $\{\hat{x}_1,...,\hat{x}_n\}$ qui sont comparées aux valeurs de référence $\{x_1,...,x_n\}$. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) s'écrit alors

$$\text{RMSE}(x) = \sqrt{\text{MSE}(x)} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{x}_i - x_i)^2}.$$

3.5. Application à l'optimisation de scénarios électronucléaires

Les problèmes d'optimisation liés aux scénarios électronucléaires sont majoritairement des problèmes multicritères, contraints et mixtes (variables continues et discrètes). Les critères associés ont été discutés dans la section 2.3 (p.26) et sont liés notamment à l'usage efficace des ressources et à l'emprise du stockage, par exemple, minimiser la consommation d'uranium naturel, minimiser la production de CSD-V, etc. Les contraintes liées aux scénarios sont d'ordres techniques et politiques, par exemple, le parc français doit être autosuffisant à son fonctionnement, il doit répondre à une demande énergétique. Les variables de décision sont des paramètres du scénario, par exemple, un nombre de réacteurs à déployer. L'ensemble des variables de décision, combiné à certains paramètres fixés, permet de définir un scénario (vecteur de décision).

L'optimisation d'un problème multicritère présente deux étapes, sa formulation et sa résolution. Différentes formulations d'un problème tenant compte des préférences du décideur ont été présentées. La formulation a posteriori est retenue compte tenu de :

- la volonté d'obtenir des solutions optimales qui ne tiennent pas compte d'une vision personnelle de l'importance relative des critères, parfois non commensurables ;
- la meilleure compréhension des compromis accessibles et des éventuelles interactions entre les critères.

En effet, ce travail est axé sur le développement d'une méthodologie d'aide à la décision et non de prise de décision [9], nous préférons alors utiliser une approche Pareto pour obtenir un ensemble de scénarios optimaux. De même, la formulation de préférences pour un problème lié aux scénarios électronucléaires est difficile, car elle dépend de la vision du décideur qui peut être d'ordre industriel, politique ou public [Youds 2013]. L'optimisation de scénarios a déjà fait l'objet de travaux via une formulation a priori lorsque l'utilisation de méthodes multicritères n'était pas encore répandue [Silvennoinen 1982]. Ces études ont porté sur la minimisation du coût de production et d'un indicateur relatif au risque de prolifération selon des modèles approchés [Silvennoinen *et al.* 1980, 1982].

Le choix d'une méthode d'optimisation doit satisfaire la nécessité d'identifier les solutions optimales du problème en un nombre d'évaluations raisonnable. Pour des problèmes multicritères à nombre élevé de variables, le recours à des métaheuristiques semble indispensable en raison de leur simplicité et leur nombre d'évaluations nécessaire réduit comparé aux méthodes exactes. Cependant, la durée d'évaluation d'un scénario rend impossible un calcul d'optimisation en conservant l'utilisation des codes de référence. Il est donc nécessaire, comme exposé dans le chapitre 5, de recourir à des modèles approchés ou à des interpolations de codes (métamodèles) pour les phénomènes physiques trop complexes pour être traités analytiquement. L'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire par métaheuristiques a déjà fait l'objet de nombreux travaux, notamment par recuit simulé [Hays 2012 ; Hays et Turinsky 2014] et algorithme génétique [DeChaine et Feltus 1995 ; Courteille 2003 ; Passerini 2012]. Dans un cadre plus général, les métaheuristiques sont également utilisées pour des études d'optimisation d'un mix énergétique [Bonin *et al.* 2014]. La métaheuristique la mieux adaptée à la résolution d'un problème ne peut être connue avant d'avoir comparé les performances de plusieurs d'entre elles. Par la suite, nous retenons donc les métaheuristiques disponibles dans les outils accessibles pour ce travail présentés dans le chapitre 4 : les algorithmes génétiques et les essaims particulaires, qui font intervenir différents paramètres de fonctionnement. Les indicateurs de performance définis dans ce chapitre permettent la comparaison de ces méthodes associées à différents jeux de paramètres et l'expression de recommandations pour l'utilisation de ces méthodes.

9. L'aide à la décision fait ici référence à la volonté de fournir un ensemble de scénarios optimaux au problème d'optimisation. La prise de décision, quant à elle, caractérise le choix d'un scénario optimal parmi cet ensemble.

Synthèse : Éléments sur l'optimisation multicritère

Orientation de la méthodologie

La nature contradictoire d'un problème multicritère nécessite l'intervention d'un décideur dans son processus de résolution. Cette intervention se traduit par l'expression de préférences sur les critères du problème. La formulation a posteriori offre l'avantage dans ce travail de dissocier les phases de résolution du problème et la prise en compte des préférences. En effet, l'optimisation de scénarios électronucléaires est une étude complexe où les préférences ne sont pas clairement identifiées. Ainsi, il est préférable que la méthodologie fournisse un ensemble de solutions optimales du problème afin d'aider le décideur pour la compréhension de l'impact de ses préférences sur la solution retenue et de ne pas favoriser une vision individuelle de l'importance relative des critères. L'orientation choisie de ne pas tenir compte des préférences dans ce travail est adaptée aux études de scénarios pour lesquelles nous ne souhaitons pas prendre de décision, mais comprendre la diversité des alternatives optimales d'un problème d'optimisation.

Choix d'une méthode d'optimisation

Une recherche exhaustive est généralement inenvisageable pour résoudre la plupart des problèmes d'optimisation. Il existe pour leur résolution des méthodes d'optimisation nécessitant un nombre d'évaluations réduit. Parmi elles, les métaheuristiques sont des méthodes globales adaptées pour la résolution de problèmes multicritères. Leur fonctionnement s'appuie sur des phases d'exploration (recherche de nouvelles solutions) et d'exploitation (amélioration fine de solutions optimales atteintes lors du processus) des solutions. Nous choisissons dans ce travail de comparer les performances de deux métaheuristiques : un algorithme génétique et un essaim particulaire. Ces études comparatives peuvent s'appuyer sur différents indicateurs de performance d'une méthode selon la diversité et l'optimalité des solutions obtenues.

Chapitre 4

Outils de calcul

Divers outils de calcul, développés au CEA, sont utilisés dans le cadre de ces travaux. La méthodologie d'optimisation multicritère de scénarios électronucléaires proposée repose sur le couplage des outils présentés dans ce chapitre.

En premier lieu, nous présentons la plateforme d'analyse URANIE (cf. §4.1). Cette plateforme contient différentes méthodes d'analyse dont deux métaheuristiques : un algorithme génétique et un essaim particulaire. D'autres méthodes de cette plateforme, présentées dans le chapitre 5, sont aussi utilisées dans ce travail en vue de réduire la durée d'évaluation d'un scénario. Ensuite, nous présentons les outils nécessaires à l'évaluation d'un scénario. Le code de simulation de scénarios électronucléaires utilisé est COSI (cf. §4.3). L'évaluation d'un scénario avec COSI requiert un grand nombre de calculs d'irradiation et de refroidissement de matières ou de déchets. COSI fait généralement appel au code d'évolution CESAR pour ces calculs (cf. §4.2). Le couplage de ces outils pour établir une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios est finalement exposé (cf. §4.4).

Sommaire

4.1 Plateforme d'analyse URANIE 58
4.1.1 Présentation 58
4.1.2 Méthodes d'optimisation 58
4.2 Code d'évolution CESAR 62
4.2.1 Présentation 62
4.2.2 Fonctionnement 62
4.3 Code de scénarios COSI 65
4.3.1 Présentation 65
4.3.2 Fonctionnement 65
4.3.3 Retraitement du combustible usé 67
4.3.4 Conditionnement des déchets HAVL 69
4.4 Couplage des outils 70

4.1. Plateforme d'analyse URANIE

4.1.1. Présentation

URANIE est une plateforme d'outils mathématiques développée par le CEA [Gaudier 2010]. Cette plateforme s'appuie sur le programme d'analyse de données ROOT développé au CERN [Antcheva *et al.* 2009]. Les principaux modules d'URANIE (version utilisée : URANIE 3.5) utilisés dans le cadre de ce travail portent sur :

- le traitement de données (module *DataServer*) ;
- le couplage avec des codes de calcul ou des fonctions (module *Launcher*) ;
- la génération de plans d'expériences (module *Sampler*) ;
- la construction de métamodèles (module *Modeler*) ;
- l'optimisation multicritère (module *Optimizer*).

Nous précisons que cette plateforme permet de distribuer des calculs pour autant que le code de calcul le permette. La plateforme URANIE a déjà été utilisée au sein du LECy pour des études de propagation d'incertitudes sur des résultats d'intérêt de scénarios électronucléaires [Krivtchik *et al.* 2013 ; Krivtchik 2014]. Seules les méthodes d'optimisation utilisées dans le cadre de ce travail sont expliquées dans cette partie.

4.1.2. Méthodes d'optimisation

Algorithme génétique diploïde

Les algorithmes génétiques ont été introduits d'un point de vue général dans la section 3.3.2 (p.44). Les spécificités de l'algorithme génétique d'URANIE sont précisées ici. Cette méthode d'optimisation, dont celle d'URANIE, a déjà fait l'objet de travaux de thèse au CEA pour l'optimisation de cœurs RNR [Gomez 2008 ; Ingremeau 2011 ; Fabbris 2014 ; Ammar 2014].

Les algorithmes génétiques sont généralement haploïdes, c'est-à-dire que chaque individu (solution) est défini par un chromosome (vecteur de décision) de N gènes (variables de décision). La méthode implantée dans URANIE s'inspire des algorithmes génétiques de type diploïde, c'est-à-dire que le génotype de chaque individu comprend deux chromosomes de N gènes chacun [Perrin *et al.* 1997]. L'évaluation de la performance d'un individu via les fonctions objectif considère un unique gène parmi les deux allèles (gènes de même rang) issus des deux chromosomes. Ce gène retenu pour la phase d'évaluation est dit dominant. Le phénotype [1] de l'individu est le résultat de l'expression des gènes dominants, c'est-à-dire l'évaluation des fonctions objectif et contrainte de l'individu. Ainsi, le génotype d'un individu représente l'ensemble du matériel génétique et l'ensemble des gènes dominants est la part du génotype qui s'exprime pour évaluer l'individu.

Le principe de fonctionnement de l'algorithme génétique d'URANIE est représenté sur la figure 4.1. Cet algorithme construit la population initiale de P individus selon un tirage aléatoire uniforme dans l'espace de décision Ω. Pour chaque individu, les N gènes dominants sont choisis aléatoirement parmi les allèles. Le phénotype de chaque individu est ensuite calculé, c'est-à-dire que l'individu est évalué selon ses gènes dominants. Toute itération (génération) de l'algorithme débute par l'application du test d'arrêt à la population courante. L'algorithme s'arrête si l'une des deux conditions suivantes est respectée :

- aucun individu de la population courante n'est dominé ;

1. En génétique, le phénotype est l'ensemble des caractères observables d'un individu.

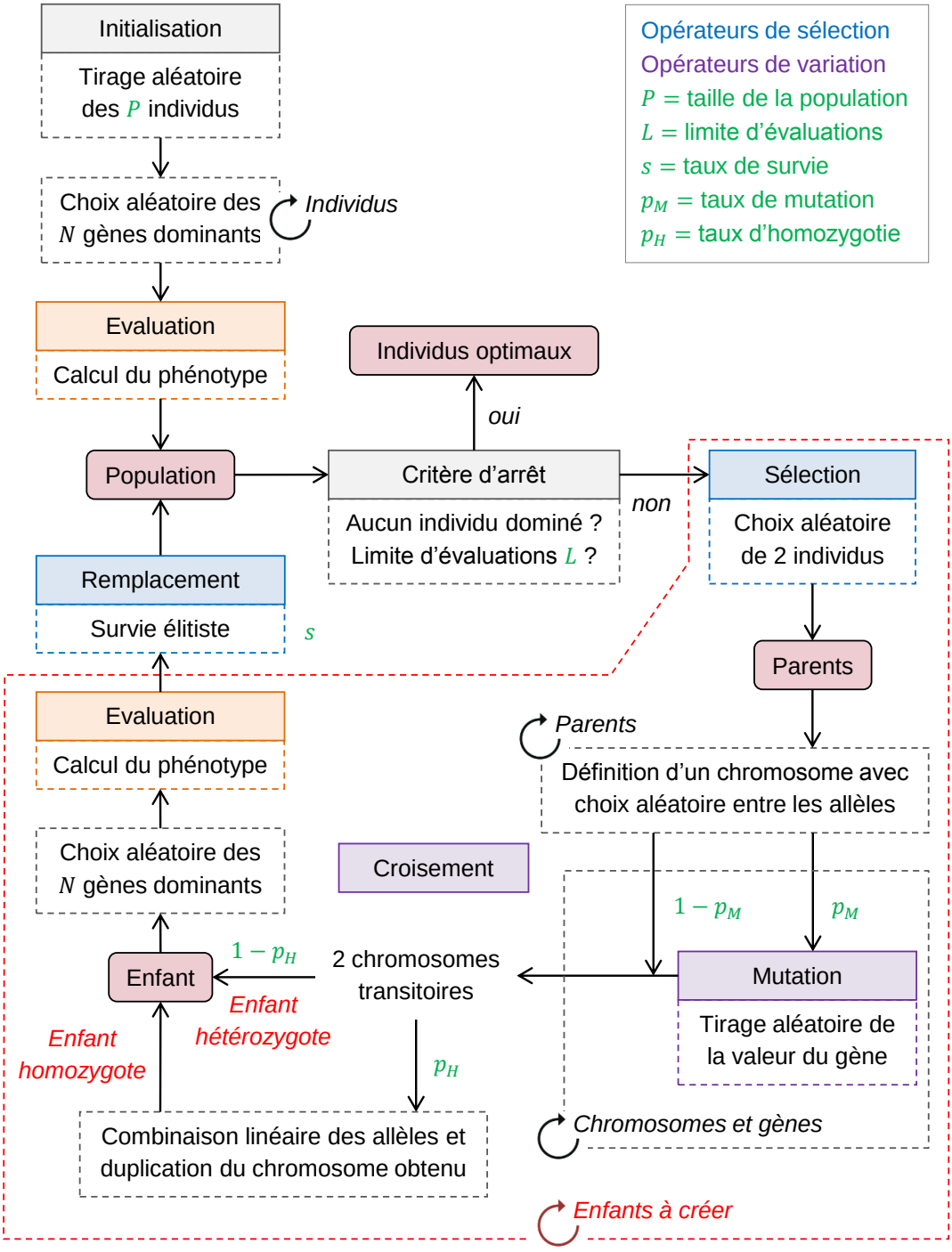


FIGURE 4.1 – *Fonctionnement de l'algorithme génétique d'URANIE*

– le nombre d'évaluations du calcul d'optimisation excède une certaine limite notée L.

Si le critère d'arrêt n'est pas vérifié, l'étape de sélection de nature stochastique s'applique : pour chaque enfant à créer, deux individus (parents) sont choisis aléatoirement parmi la population courante. Pour chaque parent, un chromosome dit transitoire est extrait par le choix aléatoire de chaque gène parmi les deux allèles. Les gènes dominants, qui s'expriment pour évaluer l'individu, ne sont donc pas nécessairement transmis. Chaque gène des deux chromosomes transitoires présente une probabilité p_M, appelée taux de mutation, d'être changé par une valeur aléatoire. À partir des deux chromosomes transitoires, chaque enfant est défini comme étant homozygote avec une probabilité p_H, appelée taux d'homozygotie, ou hétérozygote le cas échéant (cf. figure 4.2). Si l'enfant est homozygote, les valeurs moyennes des deux allèles des deux chromosomes transitoires sont calculées pour former un nouveau chromosome qui est dupliqué. Un individu homozygote possède donc deux chromosomes identiques. Si l'enfant est hétérozygote, les deux chromosomes transitoires forment le génotype de l'enfant. Pour chaque enfant défini, les N gènes dominants sont choisis aléatoirement parmi les allèles et son phénotype est calculé. Les individus [2] de la population courante (parents et enfants) sont ensuite classés entre individus non dominés, c'est-à-dire les solutions optimales courantes, et individus dominés. L'étape de survie de nature élitiste s'applique alors : les individus non dominés survivent ainsi qu'une fraction s, appelée le taux de survie, des individus dominés. Les individus dominés qui survivent sont choisis aléatoirement. Ainsi, le nombre d'enfants devant être créés lors de la génération suivante est la fraction $1 - s$ du nombre d'individus dominés de la génération actuelle. Cette méthode fait ainsi intervenir divers paramètres, dont les valeurs peuvent être modifiées par l'utilisateur :

– la taille de population P (valeur par défaut : 250) ;
– la limite d'évaluations L (valeur par défaut : 100 000) ;
– le taux de survie $s \in [0\,;1]$ (valeur par défaut : 0,4) ;
– le taux de mutation $p_M \in [0\,;1]$ (valeur par défaut : 0,01) ;
– le taux d'homozygotie $p_H \in [0\,;1]$ (valeur par défaut : 0,5).

Le réglage de ces paramètres caractérise la part d'exploration et d'exploitation du processus d'optimisation et dépend de la complexité du problème. Le dilemme exploration-exploitation se traduit par un compromis entre la précision (et donc l'optimalité) des solutions atteintes et le nombre d'évaluations. Une taille de population P élevée privilégie l'exploration de l'espace de décision et implique un nombre élevé d'évaluations. En effet, la taille de population fixe le nombre de solutions optimales trouvées par l'algorithme [3]. Un taux de survie s élevé induit un nombre élevé de générations avant convergence. Néanmoins, le nombre d'évaluations reste quasi constant par la diminution du nombre d'individus créés à chaque génération. Un taux de mutation p_M élevé privilégie l'exploration. Cependant, la mutation sert principalement à éviter la convergence vers un minimum local et non à explorer l'espace [4], ce paramètre est donc généralement fixé à une valeur faible. Un taux d'homozygotie p_H faible conduit à un nombre élevé d'évaluations.

2. La population peut être composée d'individus infaisables. En effet, la présence d'individus infaisables peut permettre à l'algorithme de créer des individus faisables, éventuellement optimaux, voisins d'individus infaisables.

3. Un calcul d'optimisation converge vers P solutions optimales si la limite d'évaluations n'est pas atteinte au cours de ce calcul. On précise que certaines solutions optimales peuvent être identiques parmi ces P solutions. Cette propriété permet notamment d'éviter la convergence systématique de la méthode selon le critère d'arrêt sur la limite d'évaluations pour les problèmes avec un nombre de solutions optimales inférieur à P.

4. Un taux de mutation p_M élevé permet de renforcer le caractère stochastique de l'algorithme, mais réduit l'apport des autres paramètres, qui permettent notamment de privilégier l'exploration puis l'exploitation au cours d'un même calcul d'optimisation. En effet, les principes de survie et de reproduction deviennent inutiles dans le processus d'amélioration globale de la population si les nouveaux individus enfants sont systématiquement mutés, c'est-à-dire redéfinis de manière aléatoire.

En effet, favoriser l'hétérozygotie ne permet pas de créer du nouveau matériel génétique pour les enfants par combinaison du matériel génétique des parents. Cependant, le caractère diploïde des individus se perd avec l'augmentation de p_H. Ce caractère diploïde permet par rapport au type haploïde une meilleure exploration de l'espace, car les gènes extraits des parents ne sont pas nécessairement dominants et du nouveau matériel génétique peut être créé par leur combinaison.

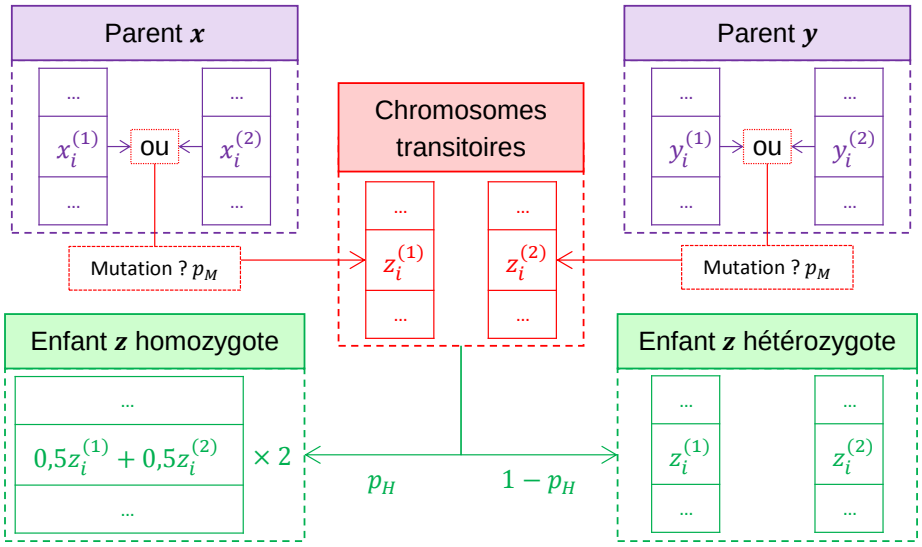


FIGURE 4.2 – *Fonctionnement de l'opérateur de croisement de l'algorithme génétique d'URANIE*

Essaim particulaire

Les essaims particulaires ont été introduits d'un point de vue général dans la section 3.3.3 (p.47). Les spécificités de l'essaim particulaire d'URANIE sont présentées ici. Le déplacement d'une particule d'un état actuel à un nouvel état fait intervenir trois coefficients ω, φ_1 et φ_2. Dans URANIE, ces coefficients s'expriment comme le produit d'une constante non paramétrable et d'une variable aléatoire. La constante associée à ω, le coefficient correspondant à la vitesse actuelle de la particule, est deux fois plus faible que la constante liée aux composantes de déplacement vers les meilleurs états atteints par la particule et par les meilleures particules voisines. Si l'état actuel de la particule est optimal, les variables aléatoires sont tirées aléatoirement selon une loi uniforme. Dans le cas contraire, les variables sont tirées selon une loi normale afin de privilégier un déplacement vers les meilleurs états atteints $\boldsymbol{p_i}$ et $\boldsymbol{p_g}$. Ces états atteints sont choisis aléatoirement parmi les états optimaux actuels. L'essaim particulaire d'URANIE fait intervenir deux paramètres parmi ceux déjà utilisés dans l'algorithme génétique :

- la taille de population P (valeur par défaut : 250) ;
- la limite d'évaluations L (valeur par défaut : 100 000).

Comme dans l'algorithme génétique, une taille de population P élevée privilégie l'exploration de l'espace de décision et favorise une convergence lente de l'algorithme.

4.2. Code d'évolution CESAR

4.2.1. Présentation

La gestion des matières nucléaires dans le cycle du combustible nécessite la maîtrise à chaque étape du cycle de plusieurs paramètres : contrôle des quantités de matières mises en jeu, prévention du risque de criticité (contrôle de la réaction en chaîne), évacuation de la puissance résiduelle, etc. La connaissance de ces paramètres relève du domaine de la neutronique qui traite deux équations fondamentales couplées qui régissent pour l'une le transport des neutrons (Boltzmann) et l'autre l'évolution des compositions isotopiques (Bateman) [Reuss 2003 ; CEA 2013].

Le code CESAR (code d'évolution simplifié appliqué au retraitement) a été développé par le CEA et AREVA. En s'appuyant sur des calculs de transport neutronique réalisés en amont, il permet de calculer de façon simplifiée l'évolution d'un assemblage combustible tout au long de son historique (fabrication, irradiation, entreposage et stockage). Il a été développé dans un objectif de précision et de rapidité afin de devenir le code de référence à l'usine de retraitement de La Hague. La dernière version de CESAR (v5.3), utilisée dans le cadre de ce travail, peut distinguer jusqu'à 109 noyaux lourds, 212 produits de fission et 165 produits d'activation [Vidal *et al.* 2012]. Ce code fait appel à la bibliothèque de données JEFF 3.1.1 [AEN 2009] et est validé par rapport au code d'évolution de référence du CEA qualifié [5] DARWIN [San Felice *et al.* 2013].

4.2.2. Fonctionnement

Équations d'évolution

Un milieu irradié par un flux de neutrons voit sa composition isotopique évoluer au cours du temps par transmutation, soit du fait des réactions nucléaires (capture, fission, etc.), soit par décroissance radioactive (α, β^-, etc.) des nucléides formés. Les équations généralisées [6] de Bateman sont des équations différentielles couplées qui expriment la variation par unité de temps de $N_i(\boldsymbol{r},t)$, le nombre de nucléides i par unité de volume au point $\boldsymbol{r}$ et au temps t [Bateman 1910]. Elles s'écrivent

$$\frac{\mathrm{d}N_i(\boldsymbol{r},t)}{\mathrm{d}t} = \sum_{j\neq i} \tau_{j\to i}(\boldsymbol{r},t)N_j(\boldsymbol{r},t) - \tau_i(\boldsymbol{r},t)N_i(\boldsymbol{r},t) + \sum_{j\neq i} \lambda_{j\to i}N_j(\boldsymbol{r},t) - \lambda_i N_i(\boldsymbol{r},t), \tag{4.1}$$

où :

- $\tau_{j\to i}(\boldsymbol{r},t)$ est le taux de réaction microscopique relatif à la disparition du nucléide j, conduisant à la formation du nucléide i :

$$\tau_{j\to i}(\boldsymbol{r},t) = \sum_q \int_0^\infty \sigma_{q,j\to i}(E)\phi(\boldsymbol{r},E,t)\mathrm{d}E; \tag{4.2}$$

- $\sigma_{q,j\to i}(E)$ est la section efficace microscopique de la réaction q induite par un neutron d'énergie E sur le nucléide j, conduisant à la formation du nucléide i ;

5. La qualification est l'ensemble des processus permettant de décréter un code de calcul et ses données de base adaptés à une application donnée, dans les limites d'un domaine de validité défini et avec des incertitudes maitrisées.

6. Les équations de Bateman considèrent uniquement la décroissance radioactive des nucléides. Ces équations sont dites généralisées si elles tiennent compte des réactions nucléaires présentes sous irradiation. Par abus de langage, les équations de Bateman généralisées sont appelées les équations de Bateman ou les équations d'évolution.

- $\phi(\boldsymbol{r},E,t)$ est le flux scalaire de neutrons ;
- $\lambda_{j\to i}$ est la constante de décroissance radioactive du nucléide j vers le nucléide i ;
- les mêmes grandeurs indicées par i au lieu de $i \to j$ tiennent compte de la disparition globale du nucléide i.

Résolution des équations d'évolution

Le code d'évolution CESAR considère des hypothèses permettant de simplifier les équations de Bateman et séparer leur résolution de celle de l'équation de Boltzmann. Les assemblages du cœur sont considérés homogènes. Cette hypothèse d'homogénéisation implique que les paramètres des équations d'évolution ne dépendent plus de la variable $\boldsymbol{r}$. De même, la résolution des équations de Bateman nécessite un traitement multigroupe qui permet la réécriture des équations sous une forme discrétisée en énergie. Ce passage du continu au discret conduit à remplacer les sections efficaces continues en énergie par des sections efficaces constantes dans chaque groupe d'énergie. Les calculs d'évolution avec CESAR considèrent une condensation à un seul groupe d'énergie. Les sections efficaces condensées qui ne dépendent plus de E sont définies comme

$$\sigma_{q,j\to i} = \frac{\displaystyle\int_0^\infty \sigma_{q,j\to i}(E)\phi(E,t)\mathrm{d}E}{\displaystyle\int_0^\infty \phi(E,t)\mathrm{d}E}. \tag{4.3}$$

Le taux de réaction microscopique, défini par la relation (4.2), se réécrit donc

$$\tau_{j\to i}(t) = \sum_q \sigma_{q,j\to i} \int_0^\infty \phi(E,t)\mathrm{d}E = \sigma_{j\to i}\phi(t), \tag{4.4}$$

où $\sigma_{j\to i}$ est la section efficace mono énergétique globale de disparition du nucléide j conduisant à la formation du nucléide i. Suivant ces hypothèses d'homogénéisation spatiale et de condensation énergétique à un groupe, les équations d'évolution (4.1) se réécrivent

$$\frac{\mathrm{d}N_i(t)}{\mathrm{d}t} = \sum_{j\neq i} \sigma_{j\to i}\phi(t)N_j(t) - \sigma_i\phi(t)N_i(t) + \sum_{j\neq i} \lambda_{j\to i}N_j(t) - \lambda_i N_i(t). \tag{4.5}$$

Les sections efficaces mono énergétiques ne font plus intervenir l'énergie du neutron incident, mais prennent néanmoins des valeurs différentes selon le spectre en énergie [7] considéré. Le spectre dépend de l'évolution du milieu dans lequel les neutrons se propagent et donc des paramètres d'irradiation [8] TCT et Δt, ainsi que de la composition isotopique initiale $(N_i(0))_{\forall i}$. Ces paramètres sont les données d'entrée du calcul d'évolution. Afin d'estimer les sections efficaces mono énergétiques, plusieurs calculs de transport sont effectués en amont sur les données d'entrée du calcul d'évolution. Les sections efficaces mono énergétiques obtenues sont interpolées par des polynômes de Legendre dans l'outil APOGENE [Vidal *et al.* 2012]. Les calculs de transport sont généralement effectués à l'aide des codes APOLLO 2 [Santamarina *et al.* 2009] dans le cas d'un spectre thermique ou ERANOS [Rimpault *et al.* 2002] dans le cas d'un spectre rapide. Les estimateurs des sections efficaces mono énergétiques sont rassemblés dans des bibliothèques de données de CESAR notées BBL, qui présentent leur propre domaine de validité. La phase de

7. Le spectre en énergie désigne la répartition des neutrons selon leur énergie.
8. Les trois paramètres d'irradiation TCT, P et Δt sont liés par l'équation (2.1) (p.9). Deux paramètres parmi ces trois sont nécessaires pour caractériser l'irradiation du combustible.

construction des BBL est donc séparée de la phase de calcul d'évolution. Chaque BBL peut être utilisée pour tout calcul d'évolution qui respecte son domaine de validité selon la composition isotopique initiale et les paramètres d'irradiation.

Un calcul d'évolution sous irradiation se fait à l'aide de la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4, dont la rapidité de résolution est plus sensible à la longueur de cycle qu'à la complexité des équations et donc au nombre de nucléides calculés. Pour chaque calcul, la résolution des équations (4.5) est faite à plusieurs reprises, pour plusieurs itérations en temps séparées d'une journée. À chaque itération en temps t', le flux $\phi(t')$ est déterminé à partir de la composition isotopique du combustible et des sections efficaces de l'itération précédente, sachant que le taux de combustion augmente de manière linéaire à chaque itération ($TCT(t') = TCT \times t'/\Delta t$ [j]) [Krivtchik 2014]. Hors irradiation ($\phi(t) = 0$), la méthode matricielle est utilisée pour résoudre le calcul d'évolution. La rapidité de résolution de la méthode matricielle est plus sensible au nombre de nucléides calculés qu'à la durée d'évolution, contrairement à la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4. La figure 4.3 illustre le principe de fonctionnement de CESAR 5.3 ainsi que le principe d'élaboration des BBL.

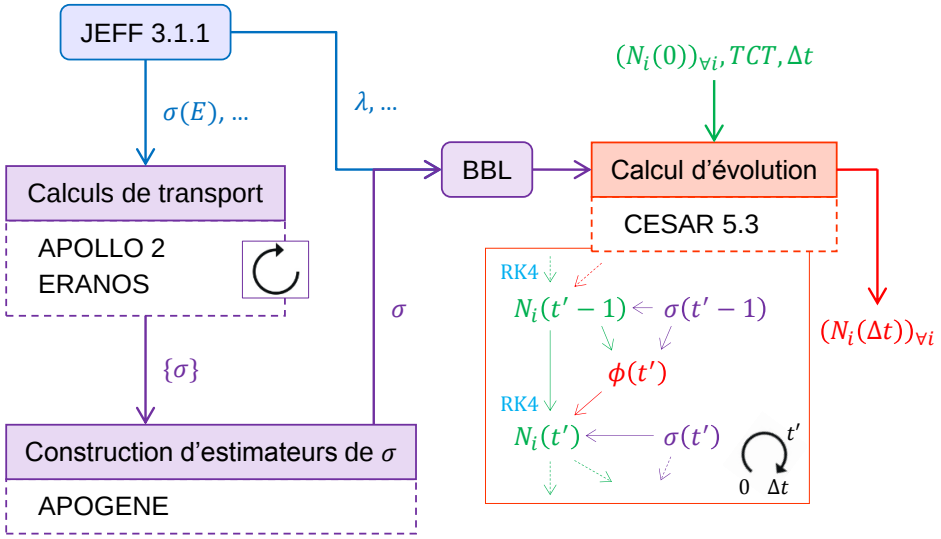


FIGURE 4.3 – *Fonctionnement de CESAR 5.3 et génération des BBL*

Le calcul d'évolution donne accès à la composition isotopique du combustible après irradiation ou après refroidissement. De cette composition, un certain nombre de grandeurs physiques d'intérêt peuvent être déterminées dont :

- l'activité $A_i(t)$ [Bq] $= \lambda_i$ [s^{-1}] $\times N_i(t)$;
- la puissance résiduelle $P_i(t)$ [W] $= 1{,}0622.10^{-13} \times A_i(t)$ [Bq] $\times \bar{E}_i$ [MeV] ;
- la radiotoxicité $R_i(t)$ [Sv] $= A_i(t)$ [Bq] $\times c_i$ [Sv/Bq] ;

où $\bar{E}_i$ est l'énergie moyenne libérée lors de la désintégration du nucléide i et c_i est le coefficient de radiotoxicité par ingestion ou inhalation du nucléide i. Nous précisons que les résultats de CESAR 5.3 sont validés vis-à-vis de DARWIN pour une durée de refroidissement minimale de 90 jours après irradiation. En effet, un grand nombre de produits de fission de courte période sont présents après irradiation et tous ne sont pas considérés dans CESAR 5.3. Enfin, on précise que CESAR a fait l'objet de benchmarks avec d'autres codes d'évolution [AEN 2013b].

4.3. Code de scénarios COSI

4.3.1. Présentation

Une industrie nucléaire présente un grand nombre d'installations avec différentes contraintes liées entre elles. Les décisions stratégiques quant à la gestion future d'une industrie électronucléaire ne peuvent donc se prendre à l'échelle d'une seule installation, mais de l'ensemble des installations du cycle. Pour ce faire, le code COSI a été développé par le CEA depuis 1985 pour permettre des études de scénarios [Coquelet-Pascal *et al.* 2015].

4.3.2. Fonctionnement

Fonctionnement général

Un jeu de données COSI (version utilisée : COSI6 7.0 [9]) présente plusieurs objets pour décrire un parc nucléaire et les installations associées. Les relations entre ces différentes installations sont définies selon des cheminements :

- un cheminement amont lie des installations de l'amont du cycle ;
- un cheminement aval lie des installations de l'aval du cycle ;
- un cheminement des déchets lie des installations pour la gestion des déchets.

Un cheminement amont est relié à un cheminement aval par un réacteur et, dans le cas d'un cycle fermé, une usine de retraitement. La structure de COSI est représentée sur la figure 4.4. Les flux de matières entre les installations sont déterminés de sorte que les réacteurs atteignent un objectif de production énergétique. Toutes ces matières font l'objet de modifications dans leur composition par leur irradiation en réacteur ou leur refroidissement. Dans COSI, un réacteur est défini par différents objets :

- un type de réacteur qui rassemble les caractéristiques communes d'un ensemble de réacteurs : une puissance électrique, un coefficient de disponibilité, un rendement et une succession de campagnes d'irradiations ;
- un réacteur (appartenant à un type de réacteur) qui présente des dates de mise en service initiale (MSI) et de mise à l'arrêt définitif (MAD).

Un type de réacteur fait intervenir des objets qui définissent le combustible et sa gestion :

- un type de milieu qui définit les propriétés du combustible : sa nature (UOX, MOX, etc.), son enrichissement ou sa teneur en plutonium, un code de calcul d'évolution associé, son TCT nominal, un modèle d'équivalence pour les assemblages MOX et un cheminement amont ;
- un type de lot, composé d'un ou plusieurs types de milieux, qui est défini par un ensemble de données post-irradiation comme une durée minimale de refroidissement avant retraitement et un cheminement aval ;
- une succession de campagnes qui représente l'historique des cycles d'irradiation du combustible en réacteur et fait notamment intervenir la longueur de cycle Δt, les lots d'assemblages chargés ainsi que leur masse et leur fractionnement.

Toutes ces données sont des paramètres d'entrée de COSI à régler par l'utilisateur pour constituer le jeu de données représentatif du scénario.

9. La version de COSI utilisée dans ce travail a fait l'objet de modifications pour la définition de modèles d'évolution simplifiés (cf. chapitre 5) et de certaines améliorations issues de versions postérieures de COSI.

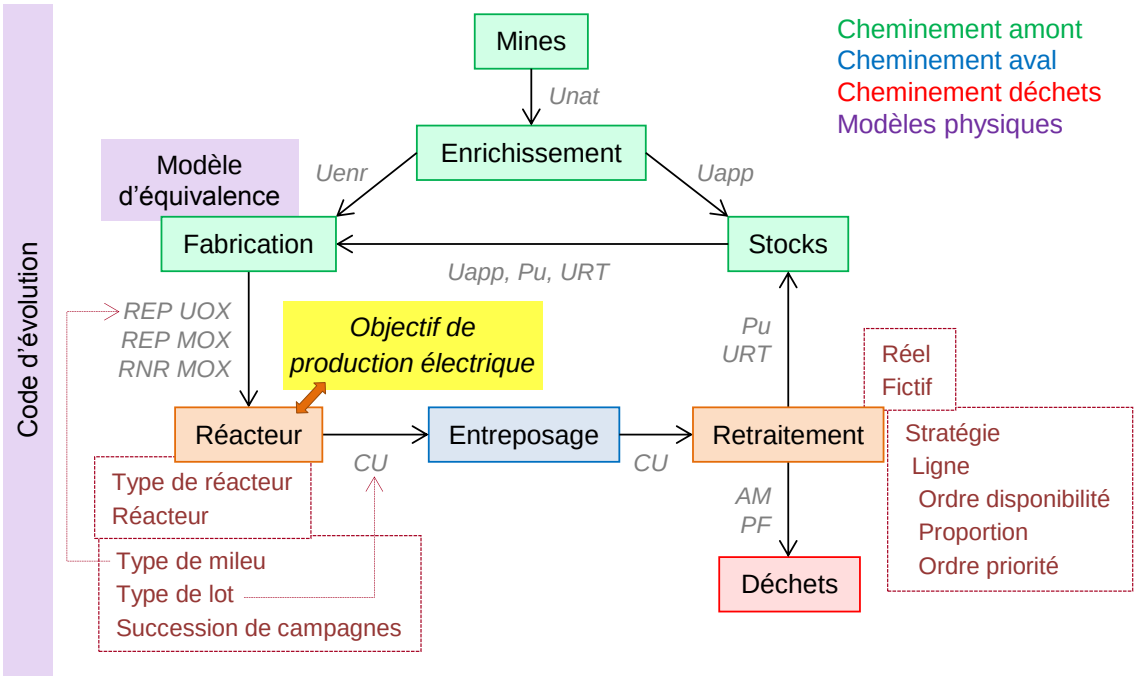


FIGURE 4.4 – *Structure de COSI et flux de matières pour un parc REP-RNR*

Code d'évolution

Comme évoqué, COSI doit être couplé à un code d'évolution pour estimer l'évolution des matières irradiées et refroidies. Le code généralement utilisé est CESAR dont plusieurs versions peuvent être couplées à COSI :

- le couplage à CESAR 4.3 (le plus ancien couplage) est restreint à l'étude de l'évolution de 21 noyaux lourds (U, Np, Pu, Am et Cm) pour des raisons de vitesse de calcul ; ce couplage utilise un modèle de refroidissement analytique et considère un isotope appelé "macro-PF" regroupant tous les produits de fission ;
- le couplage à CESAR 5.3 (resp. CESAR 5.1) permet le calcul de l'évolution de la totalité des noyaux pris en compte par CESAR et utilise la bibliothèque de données JEFF 3.1.1 (resp. JEF 2.2) ;
- le couplage à CESAR 5.3NL permet le calcul de l'évolution de tous les noyaux lourds pris en compte par CESAR et considère un macro-PF, ce qui permet un gain important sur le temps de calcul avec une erreur maitrisée.

Nous considérons dans ce travail le couplage COSI6 7.0/CESAR 5.3. Les résultats après irradiation de CESAR 5.3 ne sont valides qu'après 90 jours de refroidissement. Cette durée est bien inférieure aux durées minimales de refroidissement usuelles de quelques années définies dans les études de scénarios. COSI peut aussi être couplé au code d'évolution ERANOS [Coquelet-Pascal et Kieffer 2011]. L'avantage de ce couplage comparé à COSI/CESAR réside dans la possibilité d'évaluer de nouvelles grandeurs pendant la simulation du scénario comme la réactivité en début et fin de cycle, l'effet de vidange et le coefficient Doppler. Cependant, ce couplage ne permet pas un calcul détaillé de l'évolution des produits de fission et le temps de calcul associé est plus élevé par rapport à COSI/CESAR.

Modèle d'équivalence

Un modèle d'équivalence permet d'évaluer les teneurs en éléments fissiles dans un assemblage neuf (URE ou MOX par exemple) afin d'assurer une équivalence en réactivité (en début ou fin de cycle par exemple) en fonction de la composition isotopique des matières utilisées pour sa fabrication. Il existe différents modèles d'équivalence pour les assemblages REP URE, REP MOX et RNR MOX, considérés dans ce travail, qui sont détaillés dans d'autres travaux [Krivtchik 2014 ; Coquelet-Pascal *et al.* 2015].

Déficit en plutonium

Un scénario doit être défini de sorte à subvenir à tous les besoins en matières qui découlent de la demande énergétique fournie comme donnée d'entrée. Le fonctionnement de RNR requiert notamment qu'un stock de plutonium disponible soit suffisant à tout instant pour permettre la fabrication de combustible neuf RNR MOX pour chaque nouveau cycle d'irradiation. Si le scénario met en évidence à une certaine date un manque en plutonium pour satisfaire un besoin en fabrication, du plutonium peut être importé dans le scénario pour répondre à ce besoin. Cette quantité importée est appelée le déficit en plutonium. Pour être viable, ou faisable en termes d'optimisation, un scénario ne doit pas présenter de déficit en plutonium.

Résultats

COSI donne accès aux inventaires et aux flux en matières en tout point du cycle et à toute date de la période d'étude. Le post-traitement de ces données permet d'évaluer des quantités telles que la consommation d'uranium naturel pendant la durée du scénario, la puissance résiduelle et la toxicité des assemblages en cycle et aux déchets. Ces résultats sont accessibles après un temps de calcul de l'ordre de quelques minutes à quelques jours, dont 95% environ sont dus aux nombreux calculs d'évolution CESAR nécessaires sur la période d'étude du scénario.

COSI bénéficie d'éléments de validation, obtenus par comparaison des résultats du code simulant l'historique du parc REP français depuis sa création aux données réelles provenant du parc (entreposage d'assemblages usés, inventaires en matières, etc.) [Coquelet-Pascal *et al.* 2015]. La validation de COSI pour les RNR ne peut se faire par comparaison des résultats simulés aux données en nombre insuffisant de Phénix et Superphénix. La validation de CESAR 5.3 (et donc de COSI) pour les RNR est effectuée par comparaison des résultats des calculs d'évolution de CESAR 5.3 à ceux issus de ERANOS [Coquelet-Pascal et Kieffer 2011]. Enfin, COSI fait l'objet de benchmarks avec d'autres codes de simulation de scénarios utilisés à l'international [AEN 2012 ; Guérin *et al.* 2009] tels que DANESS [Van Den Durpel 2015], DESAE [Andrianova *et al.* 2008], VISION [Jacobson *et al.* 2010], TIRELIRE-STRATEGIE [Massara *et al.* 2005] ou encore COSAC.

4.3.3. Retraitement du combustible usé

Nous détaillons dans cette partie le fonctionnement d'une usine de retraitement sous COSI. Les différents objets présentés sont pour certains considérés dans les études d'optimisation décrites dans ce manuscrit. COSI permet de modéliser les usines de retraitement de deux manières différentes :

- une usine peut fonctionner avec un objectif de retraitement défini par sa capacité annuelle ; elle permet d'anticiper un futur besoin en plutonium au risque de retraiter trop d'assemblages et d'accumuler du plutonium séparé ; ce type d'usine est utile pour définir une usine dont la capacité est connue (La Hague par exemple) ;
- une usine peut retraiter uniquement les assemblages nécessaires pour satisfaire le besoin en fabrication au risque de présenter une capacité effective annuelle variable ; ce type d'usine est utile pour le dimensionnement d'une future usine.

Quel que soit son type, l'usine de retraitement présente plusieurs périodes qui se distinguent par des stratégies de retraitement différentes. Une stratégie de retraitement définit la manière selon laquelle les assemblages usés à retraiter sont sélectionnés. Cette stratégie est divisée en une ou plusieurs lignes de traitement qui définissent les types de lots disponibles et l'ordre dans lequel ils doivent être retraités. Un lot est dit disponible quand il a été refroidi selon sa durée minimale de refroidissement avant retraitement. Par exemple, la fabrication de combustible RNR MOX peut nécessiter le retraitement d'assemblages usés REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX. Dans ce cas, on peut choisir de retraiter en premier lieu et sous réserve de disponibilité, les lots d'assemblages RNR MOX, puis les lots REP MOX si aucun lot RNR MOX n'est disponible, puis les lots REP UOX et enfin les lots REP URE lorsqu'aucun des lots précédents n'est disponible. Une seule ligne de traitement est alors définie et fait apparaître un ordre de priorité du retraitement selon les types de lots. Il est possible de demander le retraitement simultané de plusieurs types de lots différents en différentes proportions. Dans ce cas, la stratégie de retraitement est définie selon une combinaison de plusieurs lignes de traitement, chacune pondérée par une proportion sur la masse totale d'assemblages retraités. Enfin, les lots de même type peuvent être retraités selon un ordre de disponibilité. En effet, deux lots de même type peuvent présenter des compositions isotopiques différentes, notamment s'ils ont été refroidis pendant une durée différente. La version actuelle de COSI permet l'utilisation de deux ordres de disponibilité :

- l'ordre chronologique : les lots d'assemblages disponibles depuis le plus longtemps sont retraités en priorité ;
- l'ordre antichronologique : les lots d'assemblages disponibles depuis le moins longtemps sont retraités en priorité.

Le tableau 4.1 montre un exemple de stratégie avec deux lignes de traitement. La première ligne de traitement reprend l'exemple énoncé ci-dessus avec le retraitement prioritaire d'assemblages usés RNR. Cette ligne de traitement est appliquée à hauteur d'une proportion p_1 de la capacité de retraitement. La seconde ligne de traitement place les lots de type RNR MOX en dernière position dans l'ordre de priorité et rend prioritaire le retraitement d'assemblages usés REP. Cette ligne de traitement est appliquée à hauteur d'une proportion p_2 de la capacité de retraitement. La stratégie de retraitement présentée ici est propre à COSI. Elle permet de définir les proportions des lots d'assemblages usés à retraiter et des lots de remplacement si les premiers viennent à manquer pour répondre au besoin en retraitement. La stratégie définie dans ce tableau est donc de retraiter en priorité un mélange de 60% de lots RNR MOX et de 40% de lots REP MOX. Des lots de substitution sont définis si les lots RNR MOX et REP MOX viennent à manquer. Tous les lots sont retraités par ordre chronologique de disponibilité.

Ordre de disponibilité	Proportion	Ordre de priorité
Chronologique	$p_1 = 60\%$	RNR MOX → REP MOX → REP UOX → REP URE
Chronologique	$p_2 = 40\%$	REP MOX → REP UOX → REP URE → RNR MOX

Tableau 4.1 – *Exemple de stratégie de retraitement avec deux lignes de traitement*

4.3.4. Conditionnement des déchets HAVL

Les déchets HAVL issus du retraitement sont conditionnés dans des colis vitrifiés. Si l'uranium et le plutonium sont séparés au retraitement, les déchets HAVL sont constitués principalement d'actinides mineurs et de produits de fission. Pour les études de scénarios présentées, ces colis ont une masse de 492 kg (matrice de verre incluse) et un volume de 0,175 m^3. Dans COSI, la masse maximale de déchets radioactifs par colis doit être indiquée par l'utilisateur. Cette masse est fixée dans le cadre des études présentées à sa valeur usuelle de 68 kg. D'autres contraintes peuvent être prises en compte pour le conditionnement comme l'activité α qui est généralement considérée dans les études de scénarios. La limite sur l'activité α sur 10 000 ans par gramme de verre est limitée dans ces études à la valeur usuelle de 2.10^{19} Bq. Cette activité provient majoritairement des actinides mineurs ^{241,243}Am et ^{242,243,244,245}Cm. Lors d'une évaluation de scénario, les déchets issus du retraitement sont donc conditionnés dans un colis tant que l'une des deux limites introduites n'est pas atteinte. Le retraitement d'assemblages différents mène à des CSD-V de compositions et donc d'activités α différentes. Pour illustration, la figure 4.5 représente l'activité α des déchets issus du retraitement d'assemblages usés REP UOX et REP MOX. Les déchets issus des assemblages REP MOX possèdent une activité α d'environ une décade supérieure à celle des déchets issus des assemblages REP UOX. Ainsi, sans compter la plus grande concentration en actinides mineurs et produits de fission dans les assemblages usés REP MOX, ces déchets de forte activité α sont conditionnés dans un plus grand nombre de CSD-V avec une quantité d'actinides mineurs et de produits de fission par colis inférieure à la limite fixée. Dans cet exemple, l'irradiation d'assemblages REP UOX en EPR conduit à la production d'environ un CSD-V par tonne irradiée, contre environ deux suite à l'irradiation d'assemblages REP MOX.

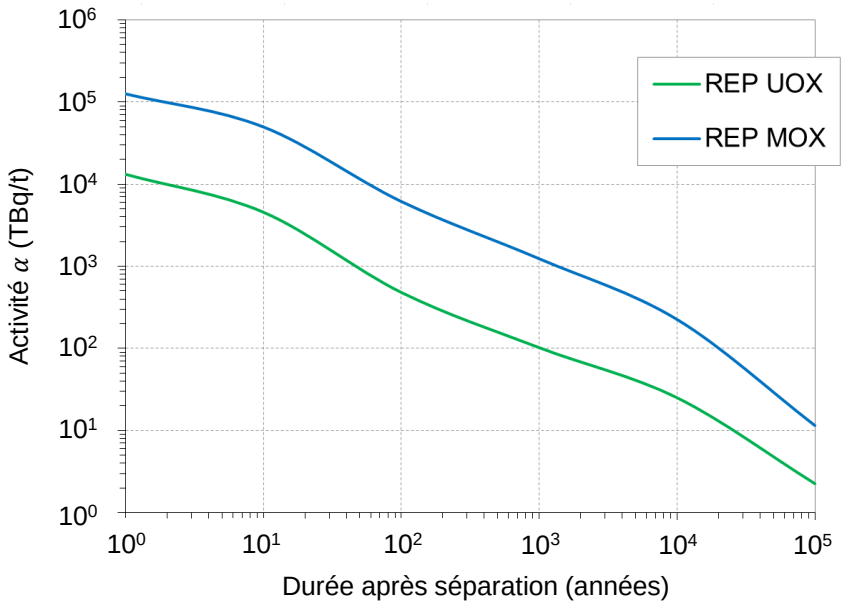


FIGURE 4.5 – *Activité α des déchets issus du retraitement d'assemblages REP UOX et MOX*
Les assemblages UOX sont enrichis à 4,2% en ^{235}U.
Les assemblages MOX présentent une teneur en plutonium de 9,4%.
Le taux de combustion des assemblages en EPR est de 51,8 GWj/t.
Les assemblages sont refroidis pendant 5 ans avant leur retraitement.
Les pertes au traitement en uranium et plutonium sont respectivement de 0,1% et 0,3%.

4.4. Couplage des outils

Une voie possible pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire est de coupler la plateforme URANIE au code d'évaluation de scénarios COSI, lui-même couplé au code d'évolution CESAR. Néanmoins, un calcul d'optimisation peut requérir des dizaines de milliers d'évaluations et une évaluation de scénario par COSI peut durer plusieurs heures. Cette méthodologie n'est donc pas exploitable en un temps raisonnable. Étant donné que les calculs d'évolution par CESAR représentent environ 95% de la durée d'un calcul COSI, remplacer l'appel au code CESAR par l'utilisation de modèles approchés d'évolution permet de réduire ce temps de calcul. Nous choisissons dans ce travail de remplacer :

- les calculs de refroidissement par des solutions analytiques des équations d'évolution ;
- les calculs d'irradiation par des métamodèles basés sur des calculs CESAR 5.3.

La plateforme URANIE contient des méthodes permettant de construire les métamodèles d'irradiation basés sur CESAR 5.3. Cette plateforme est donc utilisée à la fois pour construire ces métamodèles et pour effectuer les calculs d'optimisation. La figure 4.6 représente les différents couplages entre les outils URANIE, CESAR et COSI qui interviennent dans le cadre de ces travaux. La construction d'une nouvelle version de COSI, faisant appel à des métamodèles notamment, de durée d'évaluation plus rapide est présentée dans le chapitre 5. Cette version est utilisée pour les études d'optimisation présentées dans les chapitres 6, 7 et 8.

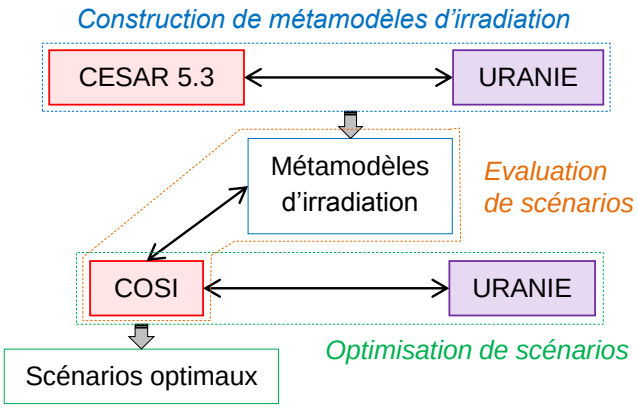


FIGURE 4.6 – *Couplage des outils URANIE, CESAR et COSI pour l'optimisation de scénarios*

Synthèse : Outils de calcul

Outils disponibles utilisés

Ce travail de thèse requiert l'utilisation de plusieurs outils notamment pour permettre des calculs d'optimisation multicritère et des études de scénarios :

- URANIE est une plateforme d'outils mathématiques qui contient des méthodes d'optimisation (algorithme génétique et essaim particulaire) ainsi que d'autres méthodes statistiques ;
- CESAR est un code d'évolution du combustible (irradiation et refroidissement) ;
- COSI est un code de simulation de scénarios d'évolution d'un parc nucléaire et des installations associées.

COSI simule chronologiquement, sans ajustement de paramètres, un scénario défini notamment par des dates de fonctionnement de réacteurs et d'installations, des paramètres liés à l'irradiation du combustible, des capacités de fonctionnement des installations ou encore des durées de transit des matières. Les masses de matières en tout point du cycle et à toute date sont fournies en fin de simulation et permettent l'évaluation de certaines quantités d'intérêt. COSI fait généralement appel au code CESAR pour les calculs d'évolution des matières au cours du scénario. Dans ce cas, la durée d'évaluation d'un scénario provient à hauteur d'environ 95% des calculs d'évolution CESAR.

Couplage des outils

La méthodologie d'optimisation multicritère de scénarios électronucléaires proposée s'appuie sur le couplage de ces différents outils :

- le couplage URANIE/CESAR permet de construire des métamodèles d'irradiation (cf. §5.2 p.78) ;
- le couplage COSI/CESAR pour l'évaluation de scénarios est remplacé par l'appel à des modèles approchés dans COSI ;
- le couplage URANIE/COSI permet l'utilisation de métaheuristiques (algorithme génétique et essaim particulaire) pour l'optimisation de scénarios évalués avec COSI.

Chapitre 5

Réduction de la durée d'évaluation d'un scénario

Un calcul d'optimisation multicritère nécessite un grand nombre d'évaluations, ce qui peut être chronophage, voire irréalisable selon la durée d'évaluation d'un scénario. Pour ce travail, selon le problème étudié, un calcul d'optimisation peut nécessiter quelques dizaines de milliers d'évaluations. Par ailleurs, un calcul COSI peut durer quelques heures. La durée d'évaluation avec COSI provient à environ 95% des calculs d'évolution CESAR. Nous proposons donc afin de réduire la durée d'évaluation d'un scénario d'utiliser des modèles approchés au lieu du code CESAR pour tous les calculs d'évolution. Un tel travail a déjà été effectué au LECy en vue de permettre des études de propagation d'incertitudes dans les scénarios [Krivtchik 2014]. La démarche de ce travail est reprise et adaptée pour des études d'optimisation de scénarios.

La méthodologie générale est tout d'abord présentée (cf. §5.1). Les principaux changements effectués au sein de COSI concernent les calculs d'irradiation effectués à l'aide de métamodèles d'irradiation (cf. §5.2). Nous considérons dans cette étude différentes méthodes de régression pour la construction de ces métamodèles dont les performances sont comparées sur certains estimateurs : la régression linéaire, la régression polynomiale, le réseau de neurones et le processus gaussien. Finalement, la version de COSI faisant appel à ces modèles approchés d'évolution est validée sur un scénario qui sert de base aux études d'optimisation (cf. §5.3).

Sommaire

5.1 Méthodologie 74
5.1.1 Principe général 74
5.1.2 Isotopes d'intérêt 74
5.1.3 Modèle analytique de refroidissement 74
5.1.4 Préambule aux métamodèles d'irradiation 75
5.2 Métamodèles de CESAR pour l'irradiation 78
5.2.1 Planification d'expériences 78
5.2.2 Régression linéaire 80
5.2.3 Régression polynomiale 81
5.2.4 Réseau de neurones 84
5.2.5 Processus gaussien 89
5.2.6 Choix d'une méthode de régression 92
5.3 Validation de COSI-A 94
5.3.1 Biais sur les résultats d'intérêt 94
5.3.2 Gain sur la durée d'évaluation 99

5.1. Méthodologie

5.1.1. Principe général

Afin de réduire la durée d'évaluation d'un scénario, nous choisissons de définir des modèles approchés d'évolution au sein de COSI en remplacement du code CESAR. La nouvelle version "accélérée" de COSI est appelée COSI-A dans ce manuscrit. En premier lieu, nous définissons une liste réduite notée $\mathcal{L}$ d'isotopes pris en compte dans ces modèles approchés en vue de réduire la durée d'évaluation. Cette liste est introduite dans la section 5.1.2. À partir de cette liste d'isotopes sont déterminées les chaînes de décroissance à considérer pour les calculs de refroidissement analytiques (cf. §5.1.3). Concernant les calculs d'irradiation, nous choisissons de construire des métamodèles à partir d'un ensemble de calculs CESAR (cf. §5.2). Nous comparons dans le cadre de ce travail différentes méthodes de régression : la régression linéaire (cf. §5.2.2), la régression polynomiale d'ordre 2 (cf. §5.2.3), le réseau de neurones (cf. §5.2.4) et le processus gaussien (cf. §5.2.5). La validation de COSI-A est présentée dans la section 5.3 sur un scénario dit d'étude présenté dans l'annexe A. Les études d'optimisation présentées par la suite présentent comme variables de décision certains paramètres du scénario d'étude.

5.1.2. Isotopes d'intérêt

Afin d'évaluer la composition isotopique d'une matière, CESAR 5.3 suit l'évolution de 109 noyaux lourds (Tl $\rightarrow$ Cf) et 212 produits de fission (Zn $\rightarrow$ Ho). Réduire ce nombre d'isotopes pris en compte pour l'évaluation d'un scénario permet un gain supplémentaire sur la durée d'évaluation. Nous choisissons alors d'estimer via les métamodèles d'irradiation un nombre suffisant d'isotopes permettant l'évaluation des fonctions objectif des problèmes d'optimisation étudiés. Concernant les calculs de refroidissement, des chaînes de décroissance simplifiées où interviennent ces isotopes doivent être modélisées sous COSI. Le choix retenu consiste à considérer les isotopes qui contribuent principalement à la masse totale du combustible irradié. La liste d'isotopes

$$\mathcal{L} = \left\{ {}^{234,235,236,238}\mathrm{U}, {}^{237,239}\mathrm{Np}, {}^{238,239,240,241,242}\mathrm{Pu}, {}^{241,242\mathrm{m},243}\mathrm{Am}, {}^{242,243,244,245,246}\mathrm{Cm} \right\} \quad (5.1)$$

permet de considérer plus de 99,999% de la masse des noyaux lourds d'un assemblage neuf ou irradié REP UOX, REP MOX, REP URE ou RNR MOX dans le cas du scénario d'étude. Les isotopes non pris en compte sont regroupés dans un "macro-élément" dont la masse est définie de sorte à conserver la masse de l'assemblage après évolution. D'autres isotopes peuvent être considérés selon l'étude d'optimisation prévue et les fonctions objectif associées.

5.1.3. Modèle analytique de refroidissement

Dans le cas du refroidissement ($\phi(t) = 0$), la solution analytique des équations de Bateman (4.5) pour chaque isotope est calculée dans COSI [1]. Elle dépend pour chaque isotope de son nombre de noyaux pères successifs. Dans le cas général, pour une chaîne de décroissance de la forme

$$1 \underset{r_{1\rightarrow 2}}{\overset{\lambda_1}{\longrightarrow}} 2 \underset{r_{2\rightarrow 3}}{\overset{\lambda_2}{\longrightarrow}} (...) \underset{r_{i-1\rightarrow i}}{\overset{\lambda_{i-1}}{\longrightarrow}} i \underset{r_{i\rightarrow i+1}}{\overset{\lambda_i}{\longrightarrow}} (...), \quad (5.2)$$

1. Ce modèle analytique de refroidissement est déjà implémenté et utilisé avec le couplage COSI/CESAR 4.

le nombre d'atomes d'isotopes i au temps t est donné par [Pressyanov 2002]

$$N_i(t) = N_i(0)\mathrm{e}^{-\lambda_i t} + \sum_{j=1}^{i-1} r_{j\to j+1} N_j(0) \prod_{k=j}^{i-1} \lambda_k \sum_{l=j}^{i} \frac{\mathrm{e}^{-\lambda_l t}}{\prod_{m=j;m\neq l}^{i}(\lambda_m - \lambda_l)}, \tag{5.3}$$

où $r_{j\to j+1}$ dénote le rapport d'embranchement de l'isotope j vers l'isotope $j+1$. Les chaînes de décroissance considérées dans le modèle analytique de refroidissement pour la liste d'isotopes $\mathcal{L}$ sont représentées sur la figure 5.1. Il est indiqué pour chaque isotope le nombre de noyaux pères successifs qu'il présente. La relation (5.3) est légèrement modifiée pour l'évaluation des nombres d'isotopes ^{239}Pu, ^{242}Pu et leur noyau fils respectif ^{235}U et ^{238}U par décroissance α qui présentent des chaînes différentes du cas général (5.2). En effet, les isotopes ^{239}Pu et ^{242}Pu possèdent chacun deux noyaux pères.

5.1.4. Préambule aux métamodèles d'irradiation

Chaque métamodèle d'irradiation est associé à un type de combustible : REP UOX, REP MOX, REP URE ou RNR MOX, de composition et avec des paramètres d'irradiation compris dans un certain domaine de validité. En d'autres termes, chaque métamodèle est associé à une BBL de CESAR dont le choix dépend des réacteurs déployés et des paramètres d'irradiation. Les paramètres d'entrée d'un métamodèle sont les mêmes que ceux de CESAR, c'est-à-dire le taux de combustion TCT, la longueur de cycle Δt et la composition initiale de la matière irradiée ou refroidie. Nous choisissons de représenter la composition initiale par les fractions massiques $y_i = m_i/m_{\text{tot}}$ des isotopes i présents. Nous notons alors $\boldsymbol{x} = (x_1,...,x_N) = (\forall i\ y_i, TCT, \Delta t)$ le vecteur d'entrée d'un métamodèle. Pour une implémentation plus simple dans COSI, nous choisissons d'estimer via un métamodèle les concentrations isotopiques finales (en at/t) notées c_i où i dénote un isotope de la liste $\mathcal{L}$. Les estimateurs associés sont notés $\hat{c}_i$. Un métamodèle d'irradiation regroupe alors l'ensemble des estimateurs $\hat{c}_i$ des isotopes i de la liste $\mathcal{L}$.

Les étapes de construction d'un métamodèle ainsi que certaines des notations utilisées par la suite sont présentées sur la figure 5.2. Un métamodèle d'irradiation est ici une fonction représentative du code CESAR pour une BBL donnée. La première étape de construction d'un métamodèle consiste à effectuer plusieurs simulations CESAR basées sur un plan d'expériences des entrées $\boldsymbol{x}$ (cf. §5.2.1). Un premier ensemble de simulations CESAR forme une base d'apprentissage notée $\mathcal{A}$ de taille A. Les résultats de cette base sont ajustés avec une méthode de régression (cf. §5.2.2, 5.2.3, 5.2.4 et 5.2.5) afin de définir les estimateurs $\hat{c}_i(\boldsymbol{x})$. Un second ensemble de simulations forme une base de test notée $\mathcal{T}$ de taille T. Les résultats de cette base sont comparés à leur estimation en vue de valider le métamodèle. Cette étape de validation se fait au moyen d'indicateurs définis ci-après.

Les illustrations présentées par la suite sont réduites à la construction et la validation des estimateurs $\hat{c}_{\text{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\text{Cm244}}$ dans le cas d'un combustible REP MOX pour différentes méthodes de régression. Le choix de ces estimateurs résulte de l'importance de l'estimation précise des inventaires de ces isotopes et de leur évolution non linéaire par rapport aux paramètres x_i. En effet, l'estimation précise de l'évolution du ^{239}Pu en cycle est nécessaire pour des études de scénarios avec recyclage du plutonium. De même, le choix du ^{244}Cm relève de son importance dans la production de colis de déchets vitrifiés régie notamment par une contrainte sur les émissions α. Enfin, le choix du combustible REP MOX pour ces études provient du nombre élevé d'isotopes pris en compte dans la composition initiale du combustible ainsi que la production accrue d'isotopes lourds (curium notamment) en spectre thermique. Le domaine de validité de chaque métamodèle

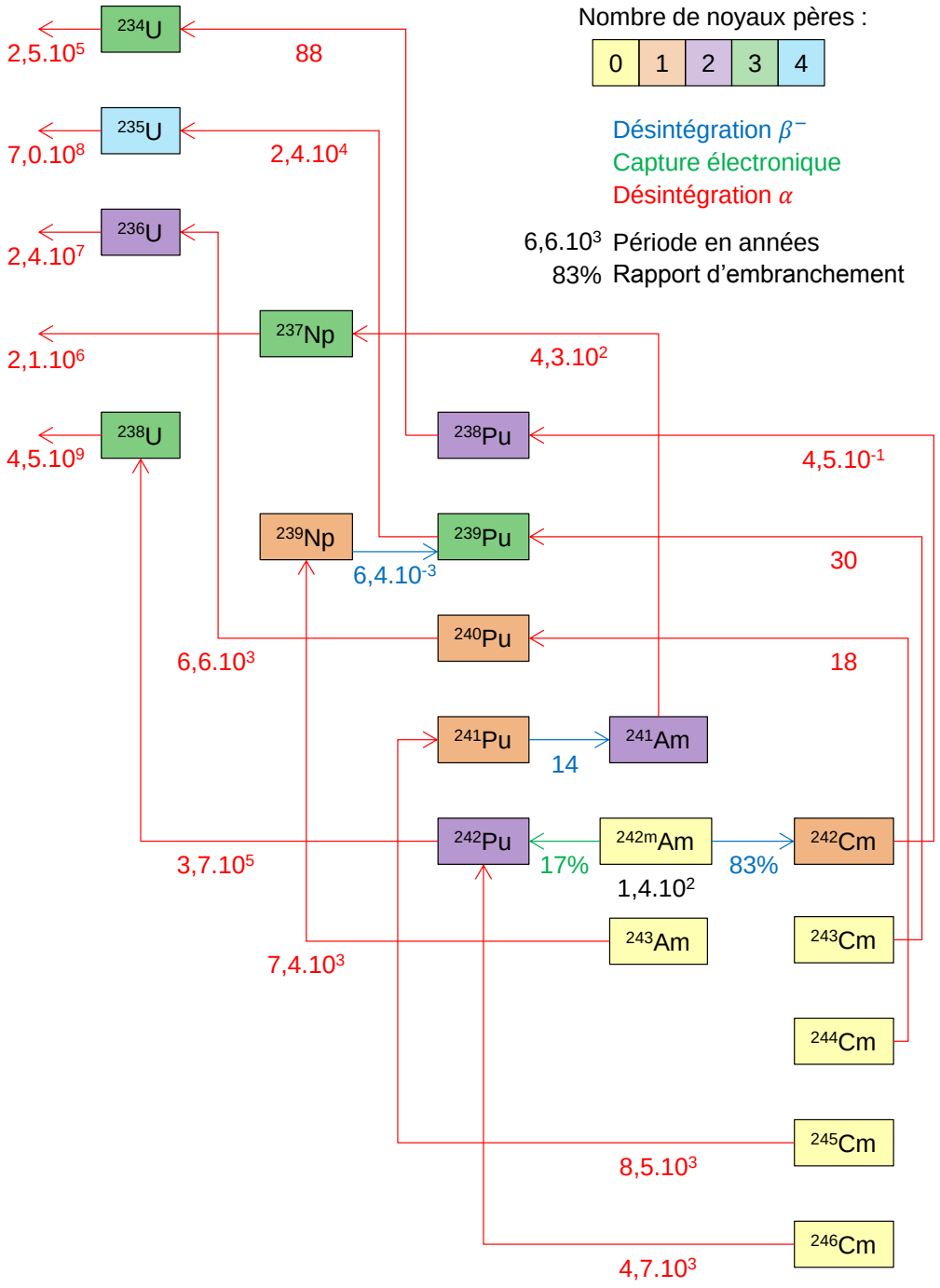


FIGURE 5.1 – *Chaînes de décroissance du modèle analytique de refroidissement*

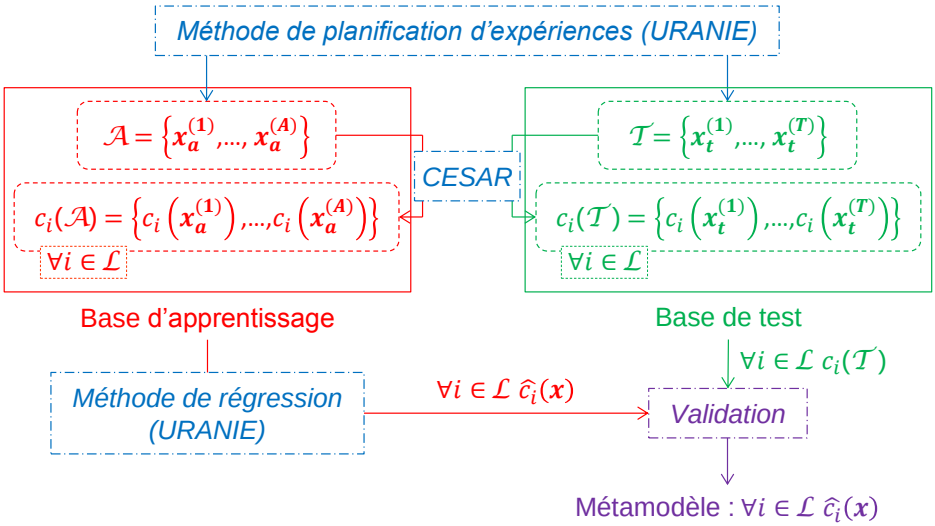


FIGURE 5.2 – *Méthodologie générale pour la construction d'un métamodèle d'irradiation*

dépend de son application et dans le cas présent des études d'optimisation. Ces domaines sont établis selon les compositions isotopiques initiales des assemblages irradiés dans le scénario de référence. L'annexe B présente les domaines de validité des métamodèles REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX utilisés dans le cadre de ce travail.

Validation des métamodèles d'irradiation

La validation d'un métamodèle repose sur l'évaluation d'indicateurs qui quantifient sa qualité de régression et surtout sa qualité de prédiction, c'est-à-dire le biais d'estimation sur des points différents de ceux de la base d'apprentissage (validation croisée). Généralement, la qualité de régression d'un estimateur est calculée à l'aide du coefficient de détermination r^2 défini comme

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^{A}\left(\hat{c}_i\left(\boldsymbol{x}_a^{(j)}\right) - c_i\left(\boldsymbol{x}_a^{(j)}\right)\right)^2}{\sum_{j=1}^{A}\left(\bar{c}_i(\mathcal{A}) - c_i\left(\boldsymbol{x}_a^{(j)}\right)\right)^2}, \tag{5.4}$$

avec

$$\bar{c}_i(\mathcal{A}) = \frac{1}{A}\sum_{j=1}^{A} c_i\left(\boldsymbol{x}_a^{(j)}\right). \tag{5.5}$$

Ce coefficient permet de quantifier l'écart entre les évaluations de la base d'apprentissage et les estimations associées. La précision de la régression est d'autant plus grande que r^2 est proche de 1. Néanmoins, ce coefficient ne permet pas de quantifier la capacité de l'estimateur à évaluer d'autres points qui n'appartiennent pas à la base d'apprentissage. La capacité de prédiction d'un estimateur est généralement évaluée par le coefficient de prédictivité q^2 exprimé comme le coefficient r^2 défini par la relation (5.4) mais appliqué sur la base de test. La capacité de prédiction du métamodèle est d'autant plus grande que q^2 est proche de 1.

En complément de ces coefficients, nous choisissons de définir des indicateurs quantifiant les biais relatifs d'estimation. Nous introduisons alors le biais relatif d'estimation moyen sur la base

de test

$$\overline{\Delta_r}(i) = \frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T} \frac{\left|\hat{c}_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right) - c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right)\right|}{c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right)}, \tag{5.6}$$

ainsi que le biais relatif maximal

$$\max \Delta_r(i) = \max_j \frac{\left|\hat{c}_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right) - c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right)\right|}{c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right)}. \tag{5.7}$$

Cependant, ces biais peuvent être élevés pour l'estimation de faibles concentrations. Ces cas ne sont pas toujours significatifs pour les études de scénarios, car ils ne sont pas nécessaires à l'obtention d'une bonne estimation de la composition finale du combustible. En d'autres termes, l'estimation de faibles compositions isotopiques peut présenter de grandes fluctuations qui n'impactent pas nécessairement les résultats d'une évaluation. Les biais définis sont donc surestimés par la considération de points de test non pertinents. Pour réduire l'impact de ces points en nombre très inférieur à T, nous définissons le biais absolu moyen normalisé sur la base de test

$$\overline{\Delta_a}(i) = \frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T} \frac{\left|\hat{c}_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right) - c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right)\right|}{\bar{c}_i(\mathcal{T})}, \tag{5.8}$$

ainsi que le biais absolu maximal

$$\max \Delta_a(i) = \max_j \frac{\left|\hat{c}_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right) - c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right)\right|}{\bar{c}_i(\mathcal{T})}, \tag{5.9}$$

avec

$$\bar{c}_i(\mathcal{T}) = \frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T} c_i\left(\boldsymbol{x_t^{(j)}}\right). \tag{5.10}$$

Nous précisons que si le biais pour l'estimation de faibles concentrations (inférieures à $\bar{c}_i(\mathcal{T})$) est réduit avec ces nouveaux indicateurs, le biais pour l'estimation de fortes concentrations (supérieures à $\bar{c}_i(\mathcal{T})$) est augmenté.

5.2. Métamodèles de CESAR pour l'irradiation

5.2.1. Planification d'expériences

Dans ce chapitre, un plan d'expériences est un ensemble de calculs CESAR dont les résultats $c_i(\boldsymbol{x_a})$ sont utilisés pour la construction des estimateurs $\hat{c}_i$. Nous définissons ici deux plans d'expériences qui forment une base d'apprentissage et une base de test. Une planification d'expériences nécessite en premier lieu de définir une distribution pour chaque paramètre x_i. Afin de ne pas privilégier le remplissage d'une partie du domaine de validité défini pour le métamodèle, tous les paramètres sont échantillonnés selon une distribution uniforme. Néanmoins, la longueur de cycle Δt n'est pas échantillonnée directement. Son échantillonnage passe par les échantillonnages préalables du taux de combustion TCT et de la puissance spécifique P qui permettent de déterminer Δt selon la relation (2.1) (p.9). En effet, l'échantillonnage direct de ce paramètre avec le taux de combustion mène vers un grand nombre de cas où la puissance spécifique est trop faible ($P \ll 30$ W/g) par rapport aux conditions effectives de fonctionnement d'un réacteur [Krivtchik 2014].

Méthodes d'échantillonnage

Parmi les différentes méthodes de planification d'expériences, nous choisissons la méthode du LHS (*latin hypercube sampling*) [Iooss *et al.* 2010]. Pour la définition de la base d'apprentissage, le LHS considère un hypercube unité de dimension N, le nombre de paramètres à échantillonner, où chaque axe est découpé en A strates, formant A^N zones. Ensuite, A points sont tirés aléatoirement dans différentes zones de sorte que chaque strate ne comporte qu'un point. La figure 5.3 représente un exemple de LHS pour $N = 2$ et $A = 8$ avec une distribution uniforme des paramètres. Le tirage du point bleu empêche le tirage d'un autre point dans les zones bleues. Un autre choix de distribution mène vers des zones de tailles différentes. Cette méthode paraît adaptée pour définir un échantillon de points recouvrant avec une bonne dispersion le domaine de validité du métamodèle. Il existe des méthodes améliorées, comme le LHS optimisé qui consiste à définir un plan qui minimise la discrépance des points de l'échantillon [Iooss *et al.* 2010]. De telles méthodes ne sont pas utilisées dans ce travail au vu des résultats satisfaisants obtenus avec un échantillonnage par LHS non optimisé.

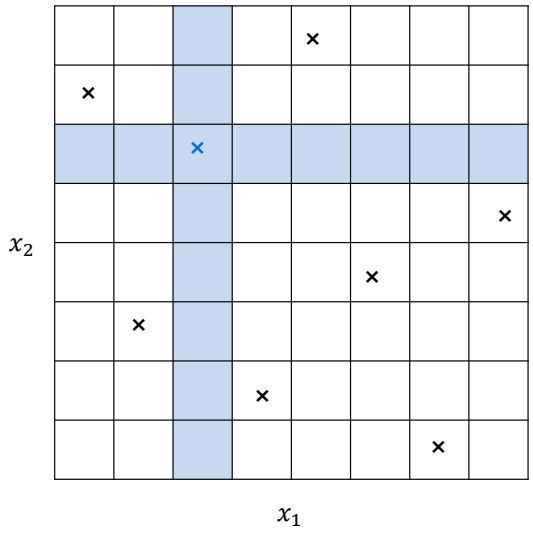


FIGURE 5.3 – *Plan d'expériences LHS uniforme de taille $A = 8$ avec $N = 2$*

Détermination de la taille de la base d'apprentissage

La taille de la base d'apprentissage A est déterminée en étudiant l'évolution des biais d'estimation selon cette taille. Nous considérons ici comme méthode de régression un réseau de neurones avec $H = 6$, $\varepsilon = 5.10^{-9}$ et $n_{\text{iter}} = n_{\text{init}} = 20$ (cf. §5.2.4 pour la définition de ces paramètres). La valeur de A choisie doit permettre d'obtenir des biais d'estimation provenant d'une saturation de la régression, c'est-à-dire que l'expression de l'estimateur ne permet pas d'obtenir des biais plus faibles. Cette valeur doit donc être assez élevée pour éviter que le biais provienne d'un manque de connaissance ou encore un problème de surapprentissage [2]. Les estimateurs $\hat{c}_{\text{Cm244}}$ après irradiation du combustible REP MOX sont construits et comparés vis-à-vis de leurs biais

2. Le surapprentissage apparaît lorsque la précision souhaitée de la régression n'est pas adaptée, c'est-à-dire trop élevée, au vu du nombre de points de la base d'apprentissage. Le surapprentissage se traduit donc par une régression trop précise sur les points de la base d'apprentissage impliquant une capacité de prédiction dégradée vis-à-vis de la base de test.

pour plusieurs valeurs de A. Nous précisons que la comparaison des biais nécessite l'utilisation d'une même base de test de taille $T = 5000$ ici. Nous estimons que 5000 points remplissent suffisamment la base de test dans le cas d'un combustible REP MOX ($N = 12$). La figure 5.4 présente les biais obtenus. Nous déduisons de cette figure que l'estimateur $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ ne présente plus d'amélioration vis-à-vis de son biais et donc de sa qualité de prédiction pour $A > 500$. Nous choisissons alors de construire les métamodèles avec une base d'apprentissage de 500 points. De même, nous considérons pour leur validation une base de test de 500 points ($A = T = 500$).

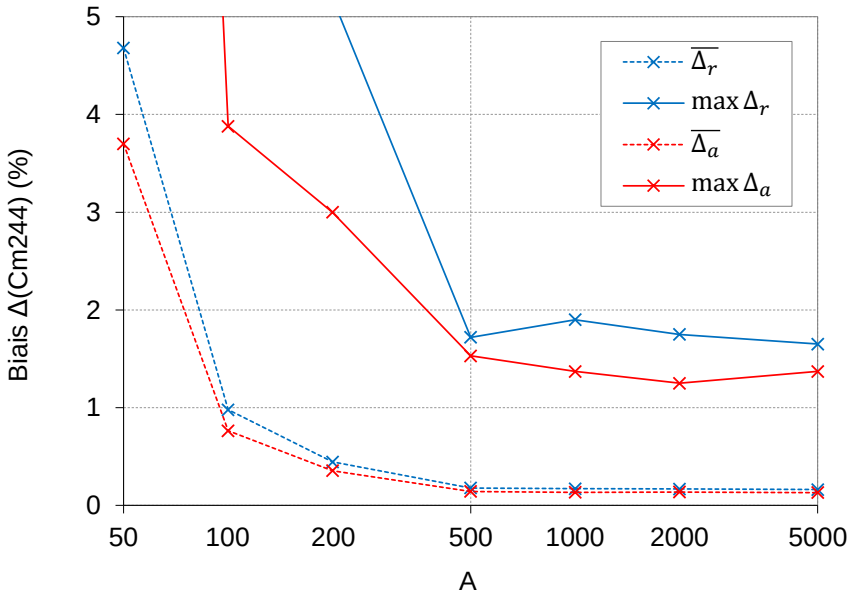


FIGURE 5.4 – *Biais de l'estimateur $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par réseau de neurones du métamodèle d'irradiation REP MOX en fonction de la taille de la base d'apprentissage A*

5.2.2. Régression linéaire

Présentation

La régression linéaire est la méthode de régression la plus connue. L'estimateur $\hat{c}_i(\boldsymbol{x})$ par régression linéaire s'écrit sous la forme

$$\hat{c}_i(\boldsymbol{x}) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{N} \alpha_i x_i, \tag{5.11}$$

où α_i dénotent les différents paramètres à ajuster. Dans URANIE, les valeurs de ces paramètres sont choisies de sorte à maximiser le coefficient de détermination r^2 de l'estimateur.

Application

La figure 5.5 présente les biais d'estimation de $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ obtenus par régression linéaire du métamodèle REP MOX. Les deux figures du haut comparent les valeurs c_{Pu239} et c_{Cm244} à leur estimation respective $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$. Les quatre autres figures représentent les biais Δ_r et Δ_a pour ces deux estimateurs. Les tendances polynomiales visibles sur ces quatre figures indiquent que des interactions importantes entre les entrées x_i ne peuvent être prises en compte par une

tendance linéaire. Les valeurs moyennes et maximales de ces biais traduisent alors une mauvaise qualité du métamodèle.

5.2.3. Régression polynomiale

Présentation

La régression polynomiale est la méthode généralisée aux ordres supérieurs de la régression linéaire. Dans ce travail, nous nous limitons à l'ordre 2, l'estimateur s'écrit alors sous la forme

$$\hat{c}_i(\boldsymbol{x}) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{N} \alpha_i x_i + \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \alpha_{jk} x_j x_k. \tag{5.12}$$

Dans URANIE, cette méthode consiste à :
- faire une régression linéaire ;
- calculer les coefficients r^2 correspondant à toutes les régressions possibles avec l'ajout d'un terme d'ordre supérieur, puis choisir la régression qui présente le r^2 le plus élevé ;
- réitérer l'opération (ajout d'un terme) jusqu'à ce que le coefficient r^2 soit jugé satisfaisant.

Comme toute méthode de régression paramétrique, l'estimateur peut présenter un problème de surapprentissage si le coefficient r^2 jugé satisfaisant est trop élevé.

Application

La figure 5.6 présente les biais d'estimation de $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ obtenus par régression polynomiale d'ordre 2 du métamodèle REP MOX. Les estimateurs présentent des biais plus faibles d'un facteur supérieur à 10 pour $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et d'environ 7 pour $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par rapport à ceux obtenus par régression linéaire. Ces gains de prédictivité proviennent de la prise en compte de termes d'ordre 2 faisant notamment intervenir le taux de combustion [Krivtchik *et al.* 2013 ; Krivtchik 2014]. En effet, les estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ s'écrivent sous la forme

$$\hat{c}_{\mathrm{Pu239}} = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i x_i + \beta_1\, y_{\mathrm{Pu239}}\, TCT + \beta_2\, TCT^2 + \beta_3\, y_{\mathrm{Pu240}}\, TCT + \beta_4\, y_{\mathrm{Pu239}}^2, \tag{5.13}$$

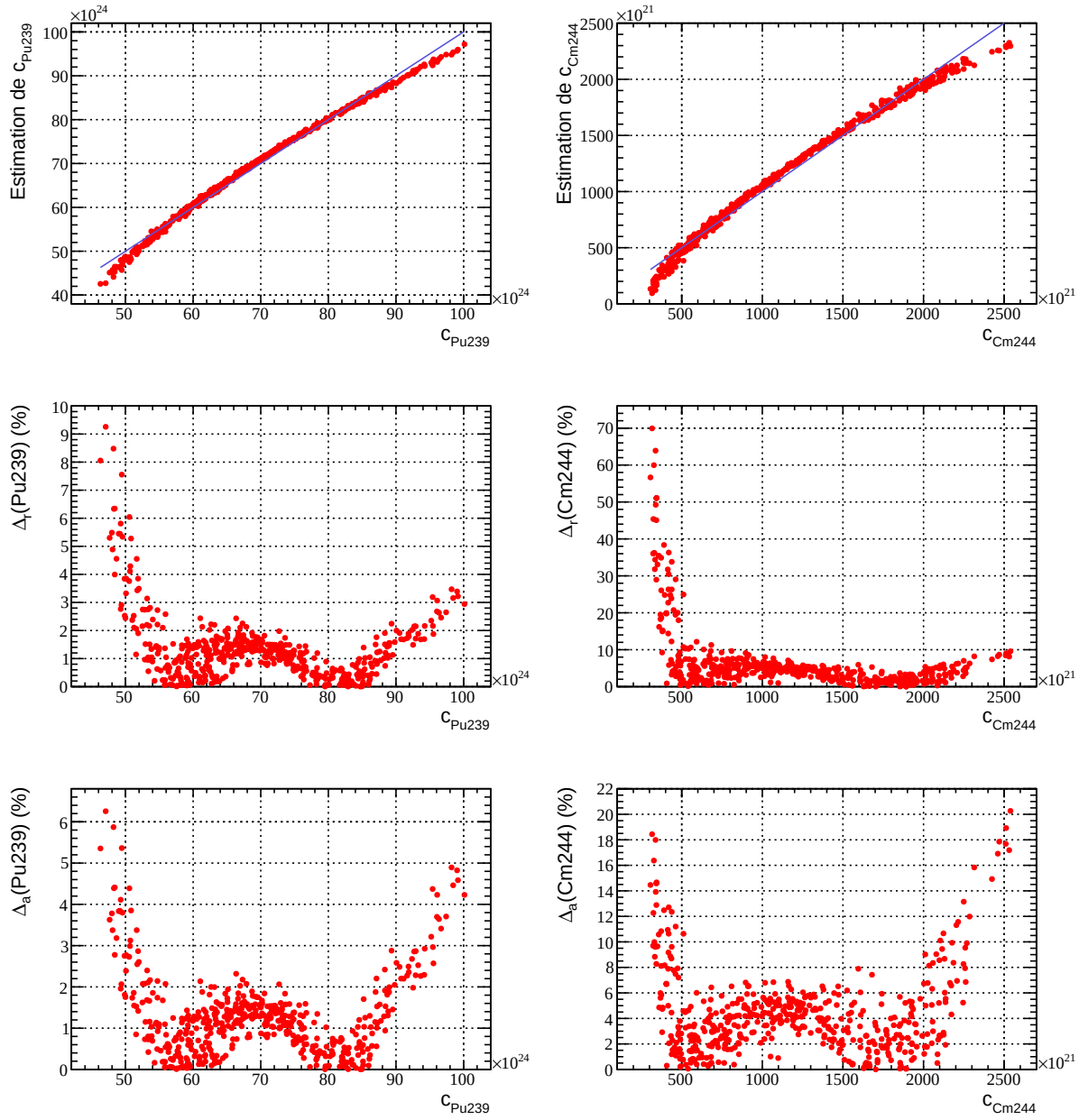
et

$$\hat{c}_{\mathrm{Cm244}} = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i x_i + \beta_1\, TCT^2 + \beta_2\, y_{\mathrm{Pu242}}\, TCT + \beta_3\, y_{\mathrm{Pu239}}\, TCT + \beta_4\, y_{\mathrm{Pu239}}\, y_{\mathrm{Pu242}}. \tag{5.14}$$

Nous observons que la fraction massique initiale en ^{239}Pu est importante pour l'estimation de c_{Pu239}. De même, la voie principale de formation du ^{244}Cm est

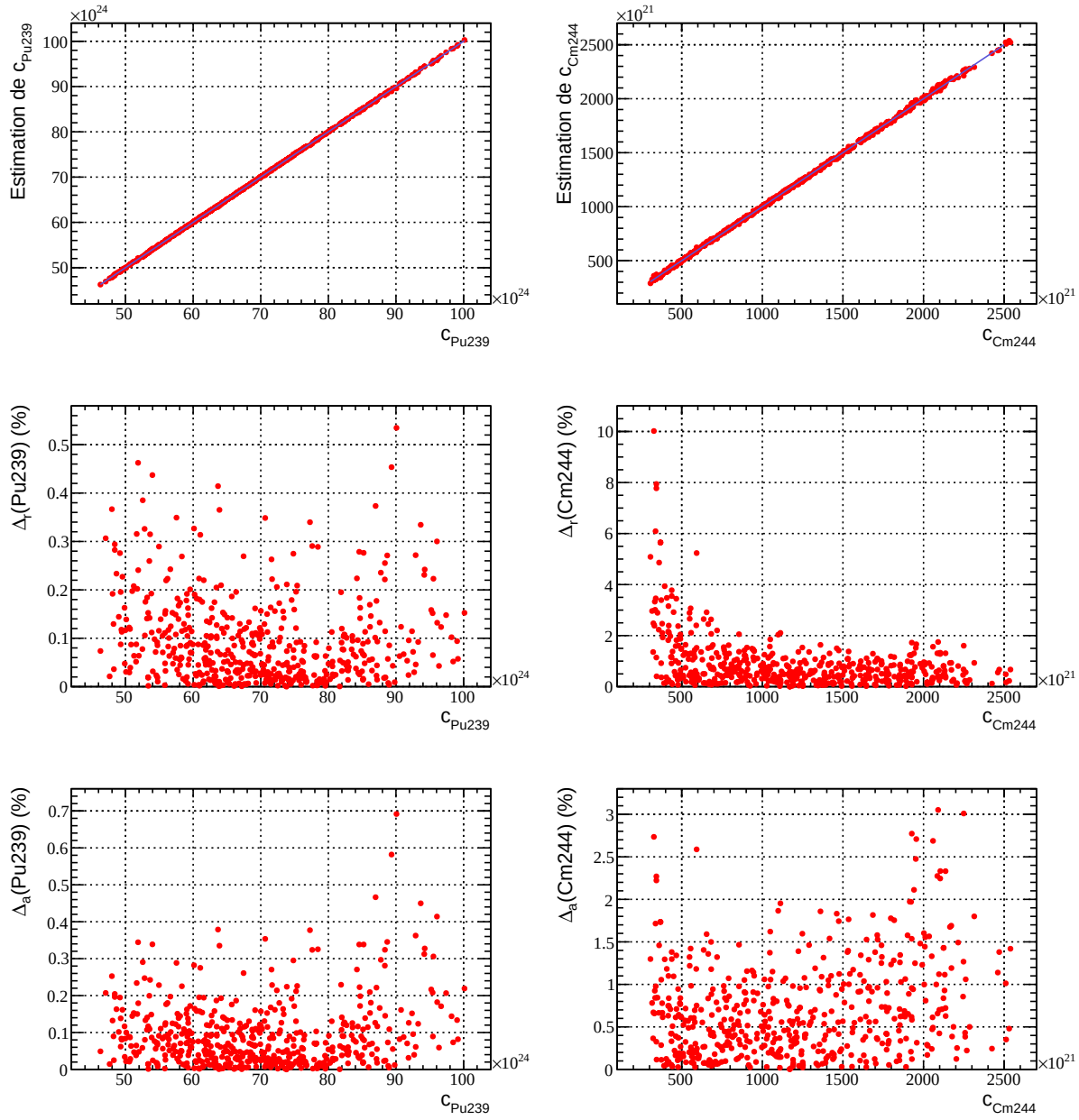
$$^{239}\mathrm{Pu} \xrightarrow{(n,\gamma)} {}^{240}\mathrm{Pu} \xrightarrow{(n,\gamma)} {}^{241}\mathrm{Pu} \xrightarrow{(n,\gamma)} {}^{242}\mathrm{Pu} \xrightarrow{(n,\gamma)} {}^{243}\mathrm{Pu} \xrightarrow[5h]{\beta^-} {}^{243}\mathrm{Am} \xrightarrow{(n,\gamma)} {}^{244}\mathrm{Am} \xrightarrow[10h]{\beta^-} {}^{244}\mathrm{Cm}, \tag{5.15}$$

ce qui explique l'importance des fractions massiques initiales en ^{239}Pu et ^{242}Pu pour l'estimation de c_{Cm244}. Malgré le gain sur les biais d'estimation apporté par la régression polynomiale, nous choisissons de tester d'autres méthodes de régression en vue d'améliorer encore ces biais.



i	r^2	q^2	$\overline{\Delta_r}$ (%)	max Δ_r (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	max Δ_a (%)
^{239}Pu	0,99243	0,99164	1,3	9,3	1,3	6,3
^{244}Cm	0,98651	0,98688	6,4	70	4,4	20

FIGURE 5.5 – *Biais des estimateurs* $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ *et* $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ *par régression linéaire du métamodèle d'irradiation REP MOX*



i	r^2	q^2	$\overline{\Delta_r}$ (%)	max Δ_r (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	max Δ_a (%)
^{239}Pu	0,99995	0,99995	0,095	0,53	0,093	0,69
^{244}Cm	0,99968	0,99965	0,90	10	0,71	3,1

FIGURE 5.6 – *Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par régression polynomiale d'ordre 2 du métamodèle d'irradiation REP MOX*

5.2.4. Réseau de neurones

Présentation

Un réseau de neurones artificiels est un modèle de régression dont la conception est inspirée du fonctionnement des neurones biologiques [Dreyfus *et al.* 2002]. Le réseau de neurones utilisé dans ce travail est représenté sur la figure 5.7. Un neurone j est caractérisé par une fonction dite d'activation des entrées x_i chacune associée à un poids synaptique α_{ij}. Un réseau de neurones est composé d'une succession de couches de neurones cachés qui ont chacun pour valeur d'entrée la somme pondérée des sorties de la couche précédente. Le réseau de neurones présente ici une unique couche de H neurones cachés caractérisés par une fonction d'activation sigmoïde $S : x \mapsto 1/(1+\exp(-x))$ et un neurone de sortie qui réalise une agrégation pondérée de ses entrées. Ce type de réseau de neurones est généralement appelé perceptron monocouche. Une propriété des perceptrons monocouches, appelée théorème de l'approximation universelle, indique qu'ils peuvent approximer toute fonction continue avec une précision arbitraire [Hornik 1991]. L'estimateur $\hat{c}_i(\boldsymbol{x})$ par perceptron monocouche s'exprime

$$\hat{c}_i(\boldsymbol{x}) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{H} \alpha_j S\left(\alpha_{0j} + \sum_{i=1}^{N} \alpha_{ij} x_i\right). \tag{5.16}$$

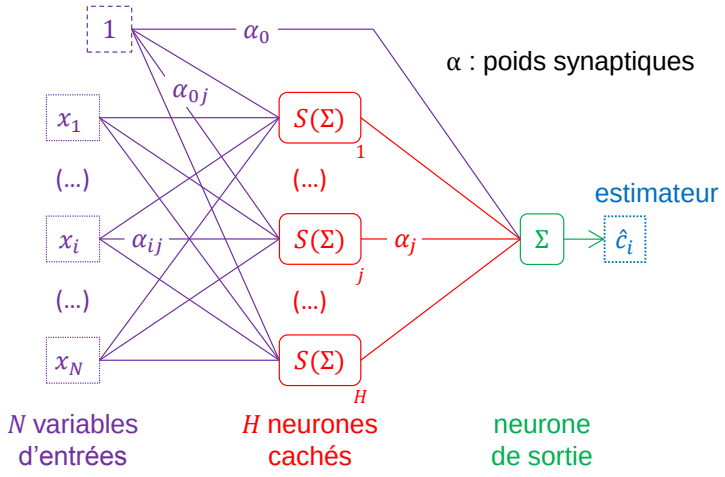


FIGURE 5.7 – *Perceptron monocouche pour l'estimation de c_i*

La détermination des $(N+2)H+1$ poids synaptiques de ce réseau de neurones se fait par la technique de rétropropagation du gradient [3] [Rojas 1996]. Dans URANIE, la technique de rétropropagation utilise un algorithme de Newton par région de confiance (méthode d'optimisation locale) pour minimiser l'erreur quadratique moyenne de l'estimateur sur une base restreinte de la base d'apprentissage, notée $\mathcal{A}_a$ et ayant pour taille l'entier arrondi de $0{,}8A$. Cette erreur est définie comme

$$\mathrm{MSE}_a(\hat{c}_i) = \frac{1}{\mathrm{Card}(\mathcal{A}_a)} \sum_{\boldsymbol{x_a} \in \mathcal{A}_a} (\hat{c}_i(\boldsymbol{x_a}) - c_i(\boldsymbol{x_a}))^2. \tag{5.17}$$

3. On appelle rétropropagation du gradient la technique qui permet de corriger les poids synaptiques α_i afin de réduire le biais d'estimation. Après l'initialisation des poids, cette technique calcule le gradient de l'erreur pour chaque poids et modifie sa valeur de manière plus ou moins significative selon son importance à la réalisation du biais. Plusieurs itérations sont effectuées jusqu'à ce que le biais devienne inférieur à une certaine tolérance.

Cette méthode locale est arrêtée si $\mathrm{MSE}_a(\hat{c}_i) \leq \varepsilon$ où la tolérance ε est donnée par l'utilisateur. Le calcul d'optimisation échoue si un nombre maximal de 1000 mises à jour de $\boldsymbol{\alpha}$ est atteint. Une fois le critère d'arrêt atteint, l'erreur quadratique moyenne de l'estimateur est calculée sur les points restants de la base d'apprentissage, formant une base notée $\mathcal{A}_t$ (*bootstrap*). Cette erreur s'écrit alors

$$\mathrm{MSE}_t(\hat{c}_i) = \frac{1}{A - \mathrm{Card}(\mathcal{A}_a)} \sum_{\boldsymbol{x_t} \in \mathcal{A}_t} (\hat{c}_i(\boldsymbol{x_t}) - c_i(\boldsymbol{x_t}))^2. \tag{5.18}$$

Ainsi, le terme $\mathrm{MSE}_a(\hat{c}_i)$ est minimisé au cours de la rétropropagation du gradient. L'erreur $\mathrm{MSE}_t(\hat{c}_i)$ est calculée une fois ce processus terminé. En effet, la solution issue d'une méthode d'optimisation locale dépend du jeu de paramètres initial $\boldsymbol{\alpha}$. La construction d'un estimateur par réseau de neurones dans URANIE regroupe alors plusieurs calculs de rétropropagation avec différents $\boldsymbol{\alpha}$ initiaux. Le meilleur estimateur parmi ces calculs est celui qui présente l'erreur $\mathrm{MSE}_t(\hat{c}_i)$ la plus faible. La base $\mathcal{A}_a$ est utilisée pour l'apprentissage interne à un calcul de rétropropagation, alors que la base $\mathcal{A}_t$ est utilisée pour choisir l'estimateur retenu parmi un ensemble d'estimateurs. La méthode de régression par réseau de neurones d'URANIE fait ainsi intervenir divers paramètres, qui peuvent être modifiés par l'utilisateur :

- le nombre de neurones cachés H ;
- la tolérance ε ;
- le nombre d'itérations n_{iter} ;
- le nombre d'initialisations n_{init}.

Une itération correspond à un certain découpage de la base $\mathcal{A}$ en deux bases réduites $\mathcal{A}_a$ et $\mathcal{A}_t$. Chaque itération comprend n_{init} calculs de rétropropagation avec différentes initialisations de $\boldsymbol{\alpha}$. Le jeu de poids synaptiques $\boldsymbol{\alpha}$ qui présente l'erreur $\mathrm{MSE}_t(\hat{c}_i)$ la plus faible parmi les $n_{\mathrm{iter}} \times n_{\mathrm{init}}$ initialisations est sélectionné pour définir l'estimateur final de la régression par réseau de neurones.

Application

Afin de déterminer les valeurs retenues pour les paramètres H, ε, n_{iter} et n_{init}, nous proposons d'étudier leur impact sur le biais $\overline{\Delta_a}(\mathrm{Cm244})$. Nous effectuons pour cela un calcul de régression par réseau de neurones pour toutes les combinaisons possibles de $H \in [1\,;10]$, $n_{\mathrm{iter}} \in [1\,;20]$ et $n_{\mathrm{init}} \in [1\,;20]$. Concernant la tolérance ε, elle doit être assez faible afin de permettre à la rétropropagation du gradient de trouver un jeu de poids synaptiques $\boldsymbol{\alpha}$ présentant une faible erreur $\mathrm{MSE}_a(\hat{c}_i)$. Cependant, définir une tolérance trop faible entraîne la non-convergence du processus de minimisation après 1000 mises à jour de $\boldsymbol{\alpha}$. Les résultats de différentes régressions par réseaux de neurones permettent de définir une tolérance convenable évitant globalement la non-convergence de l'optimisation parmi les $n_{\mathrm{iter}} \times n_{\mathrm{init}}$ calculs de rétropropagation. Nous retenons par la suite $\varepsilon = 5.10^{-9}$.

Dans un premier temps, l'étude est axée sur la détermination du nombre de neurones cachés H avec $(n_{\mathrm{iter}}, n_{\mathrm{init}}) \in [1\,;20]^2$. En effet, ce nombre régit la formulation même de $\hat{c}_i(\boldsymbol{x})$ tandis que n_{iter} et n_{init} sont des paramètres internes du processus d'optimisation pour la rétropropagation du gradient. La figure 5.8 représente l'évolution du biais $\overline{\Delta_a}(\mathrm{Cm244})$ en fonction de H. Globalement, ce biais diminue lorsque le nombre de neurones cachés augmente. En effet, un nombre de neurones cachés élevé permet une régression plus poussée avec une augmentation du nombre de poids synaptiques $(N+2)H+1$. Nous observons ici que deux neurones cachés suffisent à construire un métamodèle plus précis que celui obtenu par régression polynomiale d'ordre 2 pour lequel

$\overline{\Delta_a}$(Cm244) = 0,71%. Les deux cas présentant un biais moyen supérieur à 1% pour $H = 7$ (cas $n_{\text{iter}} \times n_{\text{init}} = 2$) et 9 (cas $n_{\text{iter}} \times n_{\text{init}} = 1$) illustrent le caractère stochastique de la construction de l'estimateur (définition aléatoire des poids synaptiques initiaux). Ainsi, peu de calculs de rétropropagation peuvent mener à des estimateurs de biais élevés. Globalement, le biais d'estimation ne présente pas une réduction significative au-delà de six neurones cachés. Nous choisissons de fixer par la suite $H = 6$.

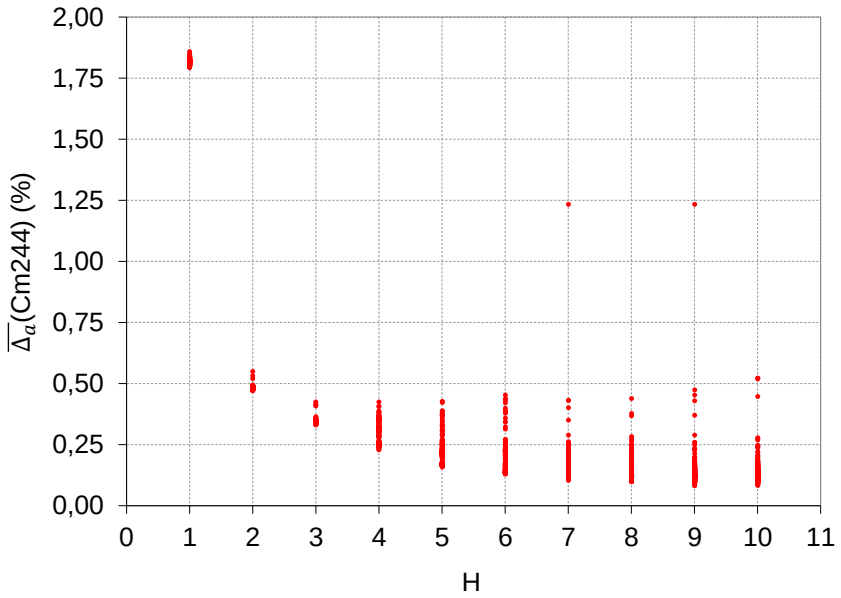


FIGURE 5.8 – *Biais d'estimation $\overline{\Delta_a}$(Cm244) par réseau de neurones en fonction du nombre de neurones cachés H avec $(n_{iter}, n_{init}) \in [1\,;20]^2$*

Dans un second temps, l'étude est axée sur la détermination des nombres d'itérations n_{iter} et d'initialisations n_{init}. La figure 5.9 représente l'évolution du biais $\overline{\Delta_a}$(Cm244) en fonction du nombre d'initialisations total $n_{\text{iter}} \times n_{\text{init}}$. Nous déduisons de cette figure que plus le nombre d'initialisations total est élevé, plus l'estimateur a de chance d'avoir un biais faible. En effet, l'augmentation de ce nombre implique une recherche plus poussée des poids synaptiques optimaux par un plus grand nombre de calculs de rétropropagation. Néanmoins, plusieurs couples de valeurs $(n_{\text{iter}}, n_{\text{init}})$ peuvent mener à un même nombre d'initialisations total. Nous proposons alors d'identifier un rapport $n_{\text{iter}}/(n_{\text{iter}} + n_{\text{init}})$ qui minimise le biais d'estimation. Nous considérons les cas menant à $n_{\text{iter}} \times n_{\text{init}} = 100$ et 400. L'ensemble des biais $\overline{\Delta_a}$(Cm244) correspondant aux différents couples de valeurs possibles $(n_{\text{iter}}, n_{\text{init}})$ pour ces cas est évalué dix fois étant donnée la nature stochastique du processus. La figure 5.10 représente les résultats de ces calculs. Ces résultats ne permettent pas de conclure sur un rapport optimal entre n_{iter} et n_{init}. Nous observons néanmoins que les écarts-types ont tendance à être plus élevés si $n_{\text{iter}}/(n_{\text{iter}} + n_{\text{init}})$ tend vers 0 ou 1 pour un faible nombre d'initialisations total. Ainsi, nous ne conseillons pas de prendre des valeurs n_{iter} et n_{init} trop différentes. Nous choisissons de fixer par la suite $n_{\text{init}} = n_{\text{iter}} = 20$ de sorte que le nombre d'initialisations total soit le plus élevé possible.

Les paramètres retenus pour le réseau de neurones sont donc $H = 6$, $\varepsilon = 5.10^{-9}$ et $n_{\text{iter}} = n_{\text{init}} = 20$. La figure 5.11 présente les biais d'estimation de $\hat{c}_{\text{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\text{Cm244}}$ obtenus par réseau de neurones du métamodèle REP MOX. Les estimateurs présentent des biais plus faibles d'un facteur d'environ 7 pour $\hat{c}_{\text{Pu239}}$ et d'environ 5 pour $\hat{c}_{\text{Cm244}}$ par rapport à ceux obtenus par régression

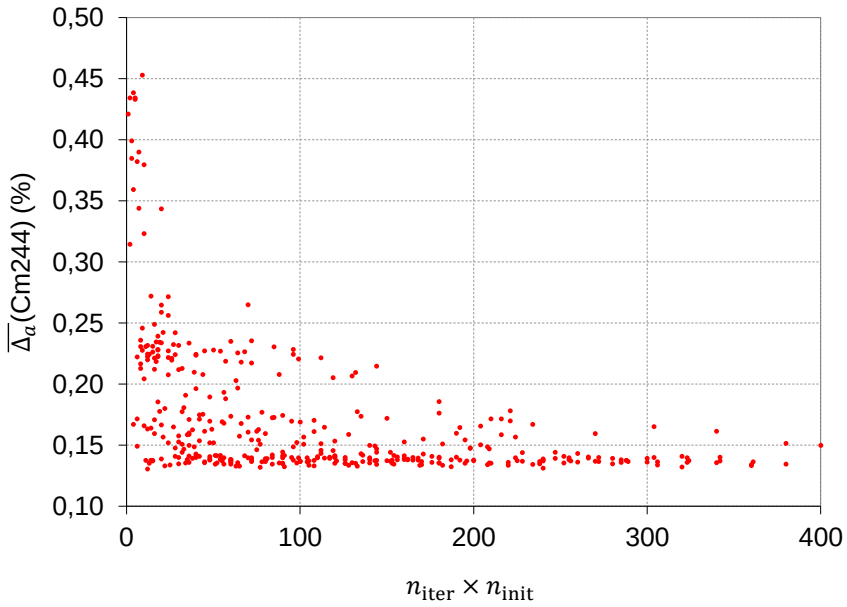


FIGURE 5.9 – *Biais d'estimation $\overline{\Delta_a}(Cm244)$ par réseau de neurones en fonction du nombre total d'initialisations $n_{init} \times n_{iter}$ avec $(n_{iter}, n_{init}) \in [1\,;20]^2$ et $H = 6$*

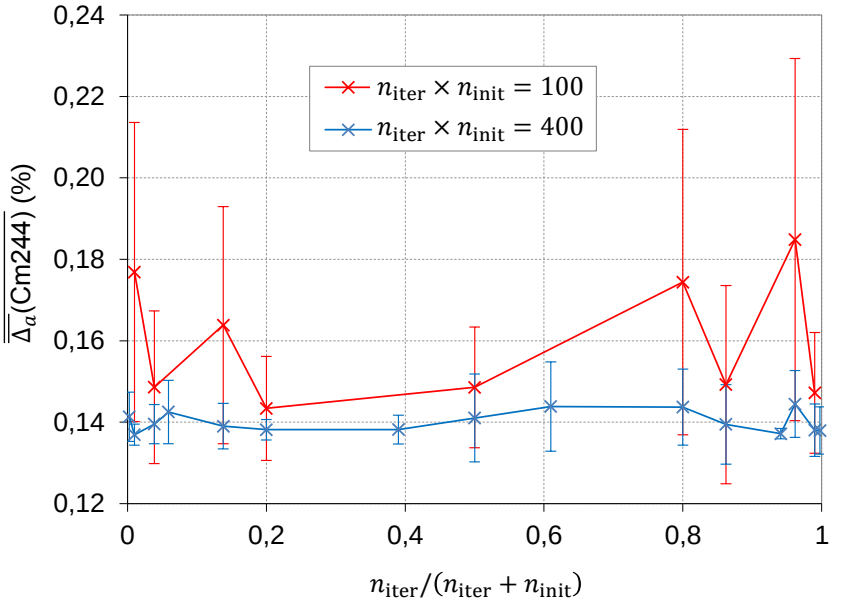
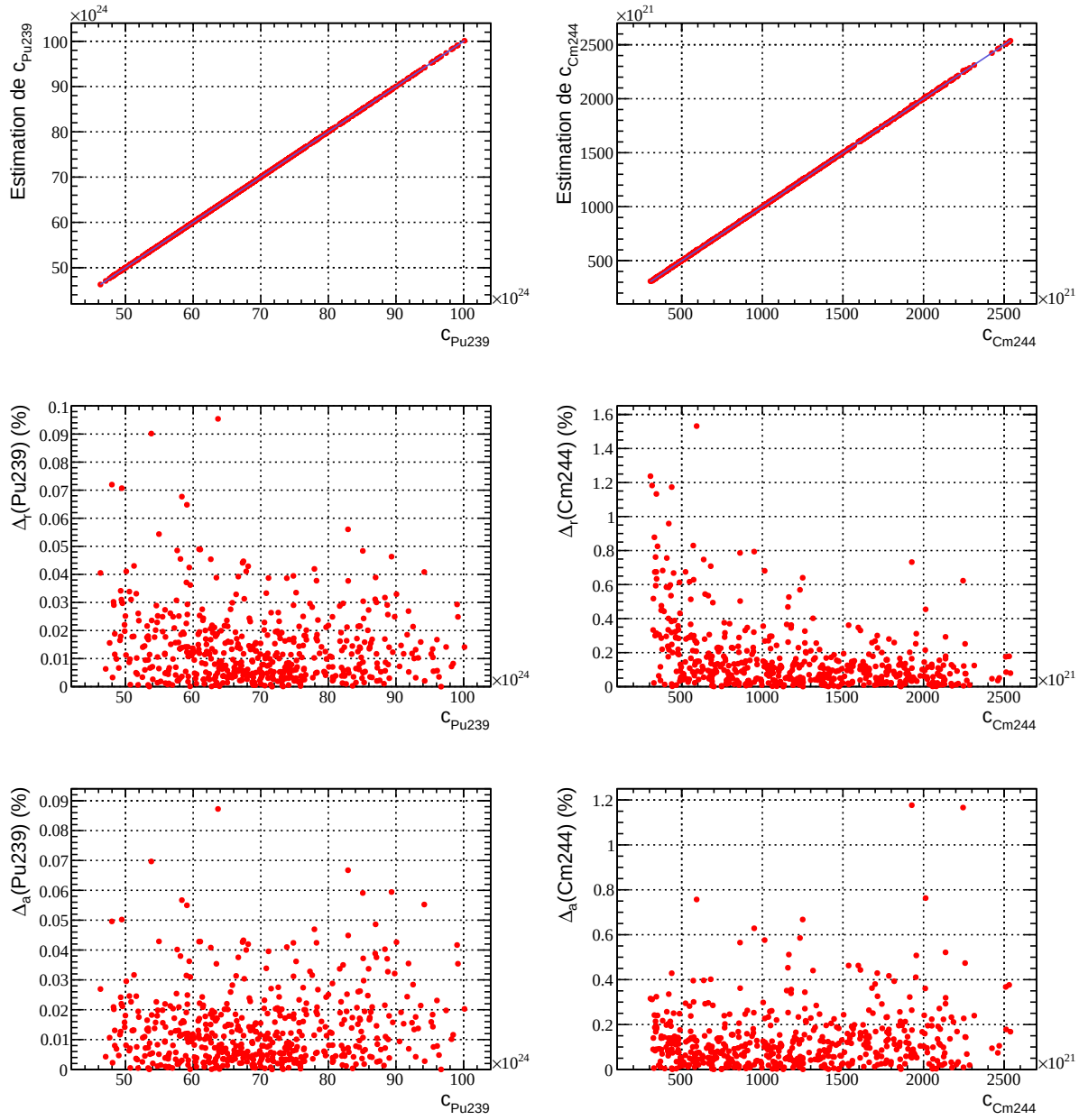


FIGURE 5.10 – *Moyenne du biais d'estimation $\overline{\Delta_a}(Cm244)$ par réseau de neurones $(\pm\sigma[\overline{\Delta_a}(Cm244)])$ en fonction de $n_{iter}/(n_{iter}+n_{init})$ avec $n_{init} \times n_{iter} = 100$ et 400 et $H = 6$*



i	r^2	q^2	$\overline{\Delta_r}$ (%)	max Δ_r (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	max Δ_a (%)
^{239}Pu	1,00000	1,00000	0,014	0,095	0,014	0,087
^{244}Cm	0,99999	0,99998	0,17	1,5	0,13	1,2

FIGURE 5.11 – *Biais des estimateurs* $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ *et* $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ *par réseau de neurones du métamodèle d'irradiation REP MOX*

polynomiale. Les biais d'estimation obtenus par réseau de neurones, méthode retenue dans des travaux antérieurs pour la construction de métamodèles basés sur des calculs CESAR [Krivtchik 2014], semblent être satisfaisants pour permettre des études d'optimisation de scénarios.

5.2.5. Processus gaussien

Présentation

À l'inverse des méthodes présentées précédemment, la méthode de régression par processus gaussien [Sacks *et al.* 1989 ; Marrel 2008 ; Marrel *et al.* 2008 ; Iooss *et al.* 2010] est non paramétrique [4]. De même, un estimateur par processus gaussien est un interpolateur exact des points d'apprentissage, c'est-à-dire que $\hat{c}_i(\mathcal{A}) = c_i(\mathcal{A})$ et donc le coefficient de détermination r^2 est égal à 1. Cette méthode est aussi appelée krigeage dans l'approche géostatistique [Stein 1999]. La régression par processus gaussien consiste à considérer la quantité c_i comme une variable aléatoire $\mathcal{C}$ définie comme

$$\mathcal{C}(\boldsymbol{x_a}) = h_{\boldsymbol{\beta}}(\boldsymbol{x_a}) + Z(\boldsymbol{x_a}), \tag{5.19}$$

où $h_{\boldsymbol{\beta}}$ est une fonction appelée tendance déterministe qui dépend d'un vecteur de paramètres $\boldsymbol{\beta}$ et Z est un processus gaussien stationnaire centré ($\mathbb{E}[Z(\boldsymbol{x_a})] = 0$) de covariance qui s'écrit sous la forme

$$\mathrm{Cov}\left[Z\left(\boldsymbol{x_a^{(i)}}\right), Z\left(\boldsymbol{x_a^{(j)}}\right)\right] = \sigma^2 R_{\boldsymbol{\theta}}\left(\boldsymbol{x_a^{(i)}}, \boldsymbol{x_a^{(j)}}\right), \tag{5.20}$$

où σ^2 est la variance de Z et $R_{\boldsymbol{\theta}}$ est la fonction de corrélation qui dépend d'un vecteur de paramètres $\boldsymbol{\theta}$. La tendance déterministe fournit la valeur de sortie moyenne pour un vecteur d'entrée $\boldsymbol{x_a}$. Généralement, la tendance $h_{\boldsymbol{\beta}}$ est considérée constante ou linéaire :

$$h_{\boldsymbol{\beta}}(\boldsymbol{x_a}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{N} \beta_i x_i. \tag{5.21}$$

La partie stochastique Z permet de modéliser les non-linéarités non prises en compte par la tendance déterministe. La fonction de corrélation associée $R_{\boldsymbol{\theta}}$ dépend uniquement des distances $|x_k^{(i)} - x_k^{(j)}|$ entre les points $\boldsymbol{x_a^{(i)}}$ et $\boldsymbol{x_a^{(j)}}$. Cette fonction permet de quantifier l'importance d'un point de la base d'apprentissage pour l'estimation d'un nouveau point : plus un point de la base est proche du nouveau point dans l'espace des paramètres, plus l'estimation de ce point est proche de la réponse du point de la base. La fonction de corrélation diminue donc avec l'augmentation de la distance entre les points $\boldsymbol{x_a^{(i)}}$ et $\boldsymbol{x_a^{(j)}}$. Généralement, la fonction de corrélation $R_{\boldsymbol{\theta}}$ est de type Matérn [Bachoc 2013] et s'écrit sous la forme

$$R_{\boldsymbol{\theta}}\left(\boldsymbol{x_a^{(i)}}, \boldsymbol{x_a^{(j)}}\right) = \frac{1}{2^{\nu-1}\Gamma(\nu)} \left(2\sqrt{\nu} d_{ij}\right)^{\nu} K_{\nu}\left(2\sqrt{\nu} d_{ij}\right), \tag{5.22}$$

où le paramètre ν est appelé la régularité, K_{ν} est une fonction de Bessel modifiée et le vecteur de paramètres $\boldsymbol{\theta}$ regroupe les distances caractéristiques θ_k définies dans le terme

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^{N} \left(\frac{\left| x_k^{(i)} - x_k^{(j)} \right|}{\theta_k} \right)^2}. \tag{5.23}$$

4. Dans le cas du processus gaussien, le nombre de paramètres α_i à estimer augmente avec la taille de la base d'apprentissage A. Au contraire, ce nombre est fixé pour les méthodes de régression linéaire, polynomiale et par réseau de neurones. Pour ces méthodes, le nombre de paramètres α_i à estimer vaut respectivement $N+1$, N^2+N+1 et $(N+2)H+1$.

On considère usuellement les fonctions de corrélation Matérn 3/2 ($\nu = 3/2$), Matérn 5/2 ($\nu = 5/2$), Matérn 7/2 ($\nu = 7/2$) et gaussienne ($\nu \to \infty$). La fonction de corrélation gaussienne est alors définie comme $R_{\boldsymbol{\theta}} = \mathrm{e}^{-d_{ij}^2}$. La distribution prédictive de la sortie $c_i(\boldsymbol{x})$ d'un nouveau point $\boldsymbol{x}$ est obtenue par conditionnement [5] du processus gaussien $\mathcal{C}(\boldsymbol{x})$ par toutes les valeurs connues de la base d'apprentissage $\mathcal{C}(\mathcal{A})$. Cette distribution est gaussienne et l'estimateur $\hat{c}_i(\boldsymbol{x})$ est donné par son espérance, aussi appelée moyenne de krigeage :

$$\hat{c}_i(\boldsymbol{x}) = \mathbb{E}[\mathcal{C}(\boldsymbol{x})|\mathcal{C}(\mathcal{A})] = h_{\hat{\boldsymbol{\beta}}}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x})^\top \Sigma_a^{-1}\Big(\mathcal{C}(\mathcal{A}) - h_{\hat{\boldsymbol{\beta}}}(\mathcal{A})\Big), \tag{5.24}$$

avec

$$\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}) = \hat{\sigma}^2 R_{\hat{\boldsymbol{\theta}}}\Big(\boldsymbol{x}_{\boldsymbol{a}}^{(\boldsymbol{i})}, \boldsymbol{x}\Big)^\top_{1\leq i\leq A}, \tag{5.25}$$

$$\Sigma_a = \hat{\sigma}^2 R_{\hat{\boldsymbol{\theta}}}\Big(\boldsymbol{x}_{\boldsymbol{a}}^{(\boldsymbol{i})}, \boldsymbol{x}_{\boldsymbol{a}}^{(\boldsymbol{j})}\Big)_{1\leq i,j\leq A}. \tag{5.26}$$

De même, la précision locale de l'estimateur $\hat{c}_i$ peut être évaluée par l'erreur quadratique moyenne, aussi appelée variance de krigeage :

$$\mathrm{MSE}(\hat{c}_i(\boldsymbol{x})) = \mathrm{Var}[\mathcal{C}(\boldsymbol{x})|\mathcal{C}(\mathcal{A})] = \hat{\sigma}^2 - \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x})^\top \Sigma_a^{-1} \boldsymbol{k}(\boldsymbol{x}). \tag{5.27}$$

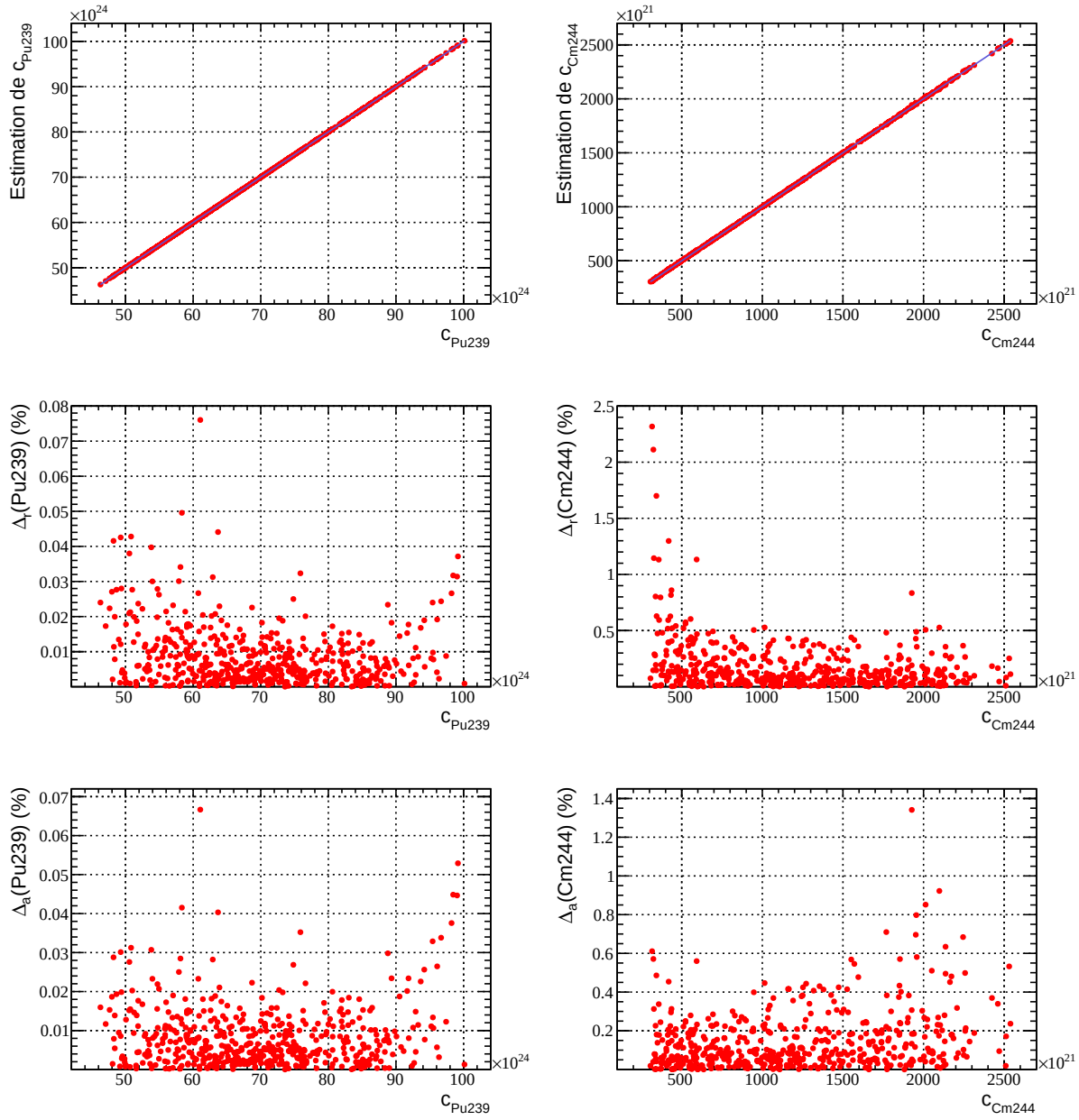
Un modèle de régression par processus gaussien définit ainsi une distribution prédictive gaussienne pour estimer tout nouveau point. Cette propriété peut être utilisée pour des analyses de sensibilité et d'incertitude [Le Gratiet *et al.* 2014]. Les estimateurs $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, $\hat{\sigma}^2$ et $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ sont généralement évalués par maximisation de leur vraisemblance sur la base d'apprentissage [Marrel *et al.* 2008].

Application

Dans cette étude, nous évaluons le biais $\overline{\Delta_a}$(Cm244) pour les deux tendances déterministes (constante et linéaire) et les quatre fonctions de corrélation (Matérn 3/2, Matérn 5/2, Matérn 7/2 et gaussienne) présentées. Les résultats présentés pour cette méthode sont obtenus avec la version URANIE 3.8 [6]. Avec une tendance déterministe constante, le biais d'estimation varie entre 0,19% et 0,31% selon la fonction de corrélation. Avec une tendance linéaire, ce biais varie entre 0,15% et 0,21%. Dans les deux cas, le biais le plus faible est obtenu en utilisant la fonction de corrélation Matérn 7/2. La maximisation de la vraisemblance pour l'estimation des paramètres du processus gaussien est effectuée avec plusieurs méthodes d'optimisation, dont les méthodes locales de Newton et de Nelder-Mead introduites dans la section 3.1.3 (p.35). Le choix de la méthode d'optimisation ne présente pas un impact significatif sur les valeurs de biais obtenues. Nous considérons donc une tendance déterministe linéaire et une fonction de corrélation Matérn 7/2 pour la construction des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$. La figure 5.12 représente les biais associés à ces estimateurs du métamodèle REP MOX. Par rapport à ceux obtenus par réseaux de neurones, les biais sont légèrement plus faibles vis-à-vis de l'estimateur $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et légèrement plus élevés vis-à-vis de l'estimateur $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$.

5. En théorie des probabilités, la probabilité conditionnelle d'un évènement A, sachant qu'un autre évènement B s'est réalisé, est le nombre noté $P(A|B)$ défini par $P(A|B) = P(A \cap B)/P(B)$. Cette notion peut être étendue aux notions probabilistes d'espérance et de variance. Par exemple, la méthode du processus gaussien fait intervenir l'espérance conditionnelle d'une variable aléatoire $\mathcal{C}$ sachant qu'un ensemble $\mathcal{C}(\mathcal{A})$ de valeurs est connu.

6. La méthode par processus gaussien de la version URANIE 3.5 utilisée dans le cadre de ce projet s'est révélée erronée après ces études de comparaison. Elle a depuis fait l'objet de modifications majeures à partir de la version URANIE 3.7.



i	r^2	q^2	$\overline{\Delta_r}$ (%)	$\max \Delta_r$ (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	$\max \Delta_a$ (%)
^{239}Pu	1	1,00000	0,0086	0,076	0,0083	0,067
^{244}Cm	1	0,99998	0,18	2,3	0,15	1,3

FIGURE 5.12 – *Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ et $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par processus gaussien du métamodèle d'irradiation REP MOX*

5.2.6. Choix d'une méthode de régression

Différentes méthodes de régression ont été appliquées pour la construction d'estimateurs d'un métamodèle d'irradiation basés sur des calculs CESAR. Les biais d'estimation associés sont résumés dans les tableaux 5.1 et 5.2. Les biais obtenus par processus gaussien présentés sur la figure 5.12 et dans les tableaux 5.1 et 5.2 ont été obtenus avec URANIE 3.8, version non disponible au début de ces études pour le choix d'une méthode de régression. La nouvelle méthode de régression par processus gaussien [7] implémentée dans URANIE présente par rapport aux réseaux de neurones un biais plus faible pour l'estimation de c_{Pu239} mais plus élevé pour l'estimation de c_{Cm244}. Les résultats de ces études ne permettent pas de conclure sur la méthode la plus adaptée pour la construction de métamodèles d'irradiation. Le contexte des études (versions URANIE 3.7 et 3.8 non disponibles) nous a néanmoins conduits à considérer les réseaux de neurones comme méthode de régression.

Modèle de régression	r^2	q^2	$\overline{\Delta_r}$ (%)	max Δ_r (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	max Δ_a (%)
Régression linéaire	0,99243	0,99164	1,3	9,3	1,3	6,3
Régression polynomiale	0,99995	0,99995	0,095	0,53	0,093	0,69
Réseau de neurones	1,00000	1,00000	0,014	0,095	0,014	0,087
Processus gaussien	1	1,00000	0,0086	0,076	0,0083	0,067

TABLEAU 5.1 – *Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Pu239}}$ par différentes méthodes de régression du métamodèle d'irradiation REP MOX*

Modèle de régression	r^2	q^2	$\overline{\Delta_r}$ (%)	max Δ_r (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	max Δ_a (%)
Régression linéaire	0,98651	0,98688	6,4	70	4,4	20
Régression polynomiale	0,99968	0,99965	0,90	10	0,71	3,1
Réseau de neurones	0,99999	0,99998	0,17	1,5	0,13	1,2
Processus gaussien	1	0,99998	0,18	2,3	0,15	1,3

TABLEAU 5.2 – *Biais des estimateurs $\hat{c}_{\mathrm{Cm244}}$ par différentes méthodes de régression du métamodèle d'irradiation REP MOX*

Le tableau 5.3 présente l'ensemble des biais d'estimation $\overline{\Delta_a}$ et max Δ_a obtenus pour les métamodèles établis dans le cadre de ces travaux. Ces métamodèles pour l'irradiation d'assemblages REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX présentent globalement des biais suffisamment faibles pour un calcul précis de l'évolution de la composition des assemblages. Nous considérons que cette estimation des concentrations induit une évaluation précise de scénarios avec COSI-A de sorte que les relations de dominance entre scénarios soient conservées. Néanmoins, la principale étape de validation intervient à l'échelle de l'évaluation d'un scénario, voire de la comparaison de plusieurs scénarios, et non au niveau des calculs d'irradiation. Cette étape est abordée ci-après.

7. Nous rappelons que les biais obtenus par processus gaussien avec URANIE 3.5 sont plus élevés que ceux obtenus par réseau de neurones et régression polynomiale.

i	REP UOX		REP MOX		REP URE		RNR MOX	
	$\overline{\Delta_a}$ (%)	$\max \Delta_a$ (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	$\max \Delta_a$ (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	$\max \Delta_a$ (%)	$\overline{\Delta_a}$ (%)	$\max \Delta_a$ (%)
^{234}U	0,017	0,12	0,063	0,90	0,0012	0,0058	0,043	0,34
^{235}U	0,013	0,27	0,016	0,11	0,0014	0,012	0,014	0,12
^{236}U	0,0058	0,086	0,026	0,24	0,00037	0,0021	0,0084	0,064
^{238}U	0,00030	0,0066	0,00091	0,0071	0,00010	0,00024	0,0014	0,012
^{237}Np	0,015	0,22	0,046	0,24	0,0017	0,0077	0,032	0,26
^{239}Np	0,055	0,48	0,066	0,47	0,031	0,13	0,029	0,20
^{238}Pu	0,025	0,20	0,065	0,46	0,0043	0,019	0,06	0,27
^{239}Pu	0,0063	0,15	**0,014**	**0,087**	0,0019	0,017	0,0032	0,032
^{240}Pu	0,013	0,21	0,054	0,42	0,0023	0,014	0,0066	0,038
^{241}Pu	0,011	0,078	0,085	0,43	0,0027	0,014	0,019	0,11
^{242}Pu	0,019	0,17	0,064	0,47	0,0038	0,019	0,024	0,13
^{241}Am	0,065	0,39	0,14	1,0	0,025	0,088	0,076	0,60
^{242m}Am	0,062	0,45	0,15	0,90	0,025	0,12	0,13	0,97
^{243}Am	0,015	0,16	0,078	0,46	0,0044	0,018	0,040	0,33
^{242}Cm	0,049	0,41	0,11	0,70	0,0095	0,034	0,19	1,2
^{243}Cm	0,051	0,35	0,13	1,1	0,011	0,056	0,17	1,3
^{244}Cm	0,037	0,74	**0,13**	**1,2**	0,0052	0,030	0,081	0,65
^{245}Cm	0,027	0,43	0,25	3,3	0,0082	0,078	0,11	1,2
^{246}Cm	0,038	0,41	0,58	6,2	0,013	0,064	0,15	1,8

TABLEAU 5.3 – *Biais des estimateurs $\hat{c}_i$ par réseaux de neurones des métamodèles d'irradiation REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX*

5.3. Validation de COSI-A

COSI-A est donc une version de COSI considérant l'évolution d'un nombre réduit d'isotopes via des métamodèles d'irradiation et des modèles analytiques de refroidissement. Cette version doit permettre d'estimer avec précision les fonctions objectif et contrainte considérées dans les problèmes d'optimisation étudiés. Nous proposons ainsi de vérifier le biais d'évaluation de certains résultats d'intérêt pour les études de scénarios [8]. Pour cela, nous considérons le scénario d'étude (cf. annexe A) qui fait l'objet des études d'optimisation.

5.3.1. Biais sur les résultats d'intérêt

Inventaires en matière en cycle et déchets

Nous proposons de comparer la composition isotopique et par élément des combustibles déchargés des RNR pour le scénario d'étude simulé avec COSI et COSI-A. Les figures 5.13 et 5.14 représentent respectivement les masses déchargées en plutonium et actinides mineurs des RNR chaque année et démontrent une bonne estimation de ces quantités avec COSI-A. Les erreurs sur les masses pour les isotopes dont l'évolution est calculée avec COSI-A ne dépassent pas 0,2% sur la durée du scénario, ces résultats sont très satisfaisants.

Les figures 5.15 et 5.16 représentent respectivement l'inventaire en plutonium en cycle et aux déchets pour le scénario simulé avec COSI et COSI-A. L'inventaire en plutonium est surestimé de 0,5% en 2140 avec COSI-A. Ce biais est considéré comme satisfaisant.

La marge en plutonium, qui représente la quantité de plutonium séparé et disponible dans les assemblages usés pouvant être retraités, est représentée sur la figure 5.17 pour le scénario d'étude simulé avec COSI et COSI-A. Le biais absolu peut atteindre 2 t au maximum. Cette estimation précise de la marge en plutonium permet de conclure sur la capacité de la version COSI-A à correctement évaluer un scénario comme étant faisable ou non vis-à-vis du déficit en plutonium.

Consommation d'uranium naturel

La minimisation de la consommation d'uranium naturel est un critère des études d'optimisation présentées dans ce manuscrit. L'utilisation de la version COSI-A concerne uniquement les calculs d'évolution qui n'ont pas d'impact sur le besoin en fabrication de combustible REP UOX. L'évaluation de la consommation d'uranium naturel n'est donc pas modifiée en utilisant la version COSI-A.

Production de colis de déchets vitrifiés

La minimisation du nombre de colis de déchets vitrifiés est un critère des études d'optimisation présentées dans ce manuscrit. Nous proposons alors de vérifier la bonne évaluation de cette fonction objectif avec COSI-A. La figure 5.18 représente l'évolution de la production de colis

8. Comme présenté dans la section 7.4, la validation de l'utilisation de tout modèle approché pour des études d'optimisation nécessite de vérifier la conservation du rang des scénarios évalués lors du calcul d'optimisation. Pour la même raison qui justifie la construction de métamodèles, une telle étude nécessiterait un trop grand nombre d'évaluations COSI. Cette approche peut être envisageable pour un problème d'optimisation combinatoire comme le problème ($\mathcal{A}$) introduit dans la section 6.2 mais n'a pas été effectuée dans le cadre de ce travail.

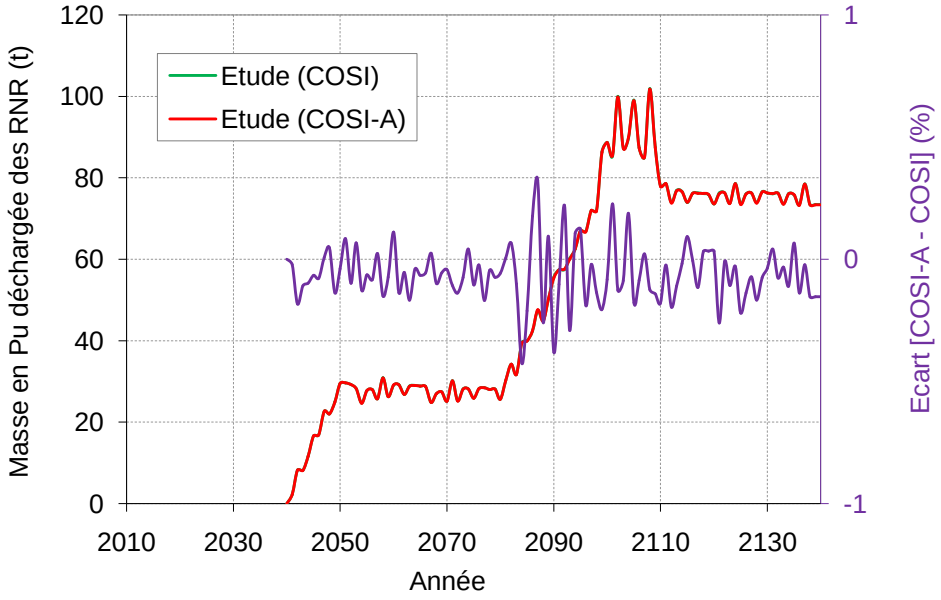


FIGURE 5.13 – *Masse en plutonium des assemblages RNR MOX déchargés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

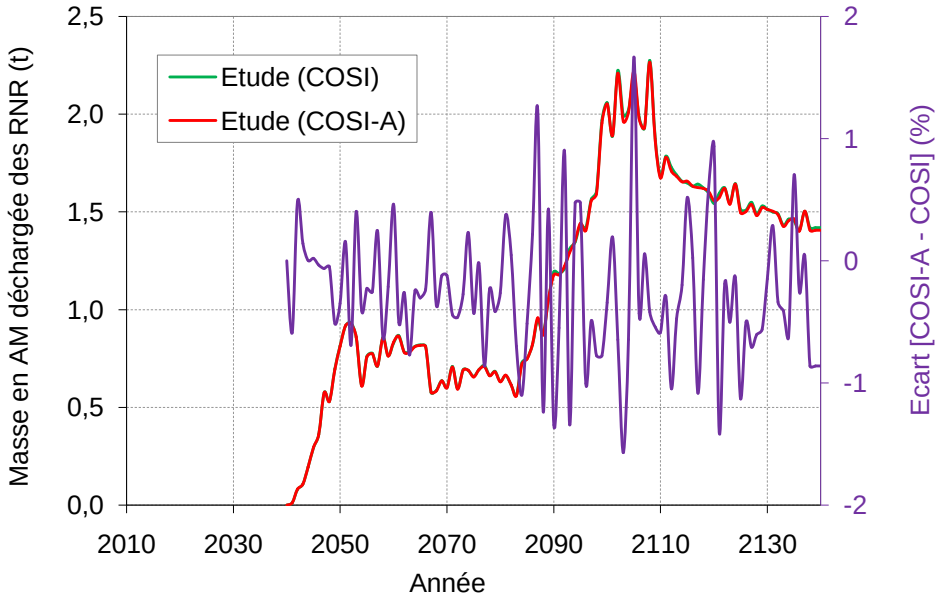


FIGURE 5.14 – *Masse en actinides mineurs des assemblages RNR MOX déchargés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

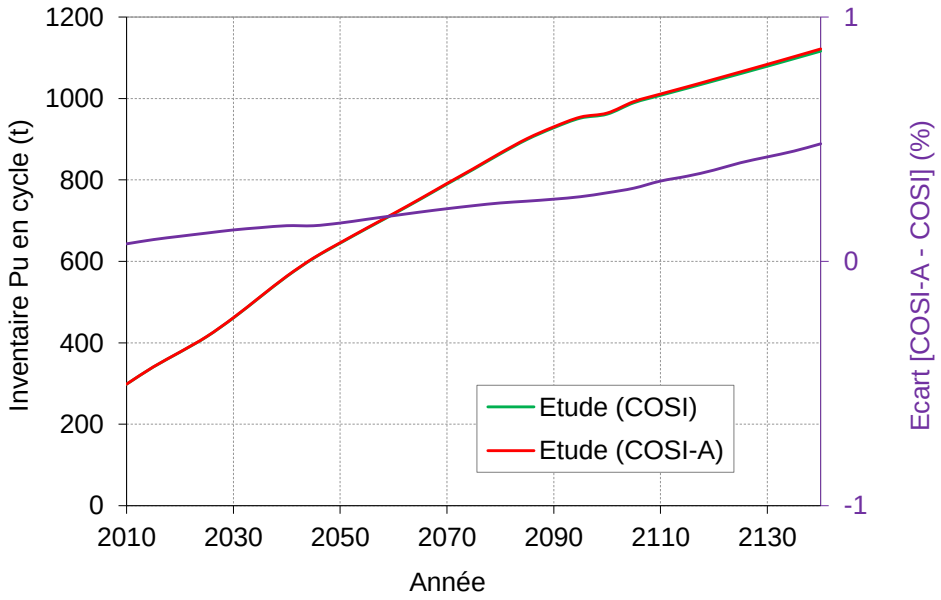


FIGURE 5.15 – *Inventaire en plutonium en cycle du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

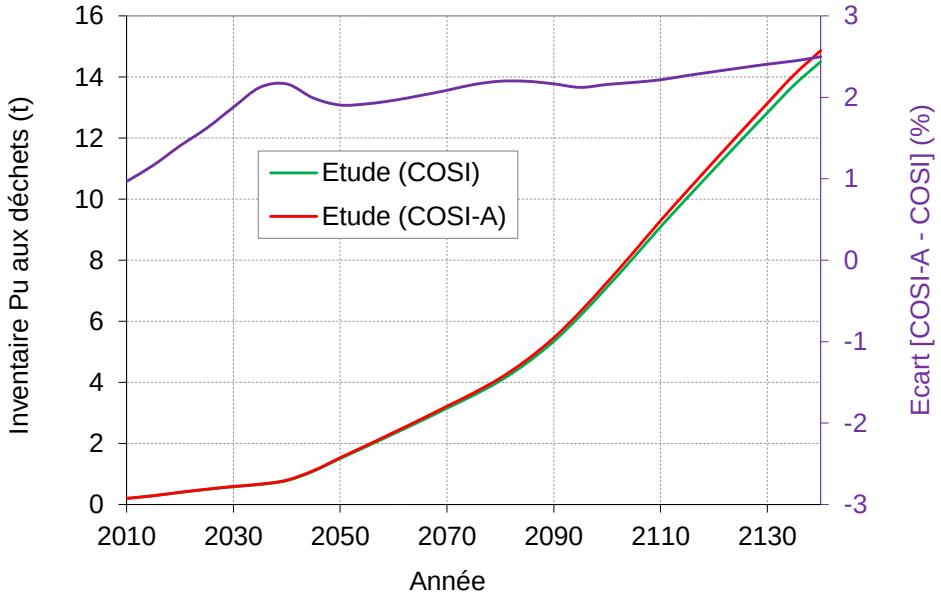


FIGURE 5.16 – *Inventaire en plutonium aux déchets du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

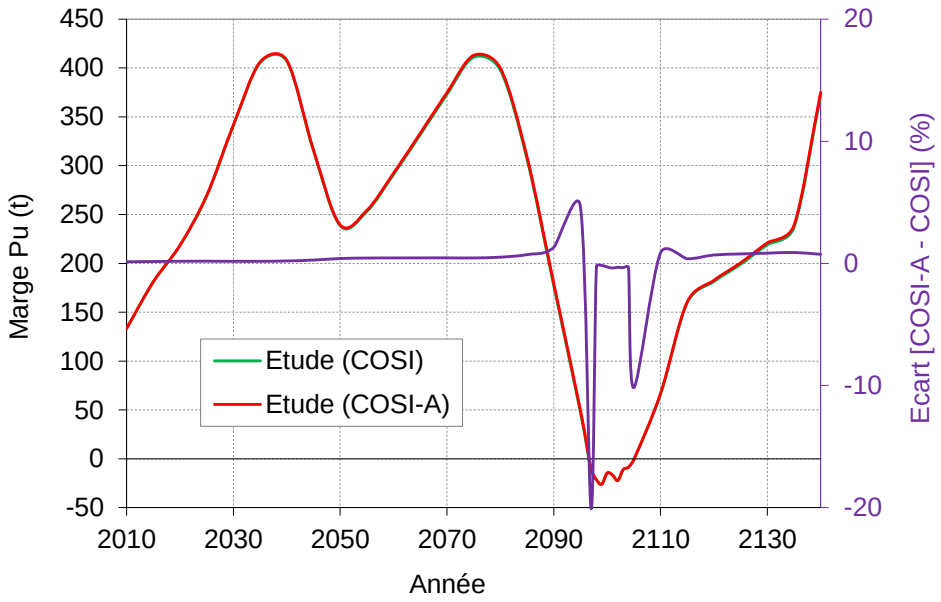


FIGURE 5.17 – *Marge en plutonium du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

de déchets au cours du scénario d'étude simulée avec COSI et COSI-A. Le nombre de colis de déchets produits entre 2010 et 2140 s'élève à 108 707 avec COSI-A contre 110 748 avec COSI, soit un écart de -1,8%. De même, la figure 5.19 qui représente la masse moyennée sur l'année des actinides et produits de fission contenus dans les colis produits pour une simulation par COSI et COSI-A, présente ponctuellement des biais pouvant atteindre 5%. Ces biais interviennent essentiellement quand la production des colis est régie par la contrainte sur les émissions α. Ainsi, l'évaluation d'un scénario par COSI-A induit des biais plus élevés vis-à-vis de l'estimation de la masse des émetteurs α que de la masse totale des actinides mineurs et produits de fission. L'influence n'est néanmoins pas significative et le biais sur la production cumulée de CSD-V est considéré comme satisfaisant. Nous rappelons que la liste d'isotopes $\mathcal{L}$ considérée pour la construction de métamodèles d'irradiation notamment doit être adaptée aux quantités évaluées. Dans ce manuscrit, l'impact des déchets est quantifié par le seul nombre de colis de déchets vitrifiés nécessitant le suivi de l'évolution d'un faible nombre d'isotopes. D'autres quantités peuvent être considérées pour raffiner l'étude comme l'énergie thermique des colis, auquel cas la liste $\mathcal{L}$ doit éventuellement intégrer des produits de fission.

Puissance thermique des assemblages neufs

La minimisation de la puissance thermique maximale des assemblages neufs sur la durée du scénario et un des critères des études d'optimisation présentées par la suite. Pour le scénario d'étude, cette puissance s'élève à 6 830 W/t avec COSI contre 6 821 W/t avec COSI-A, soit un biais de -0,13% (cf. figure 5.20). La puissance maximale annuelle des assemblages neufs présente un biais d'évaluation maximale de l'ordre de 3% vers 2110. Ces résultats sont considérés comme satisfaisants pour une application de COSI-A à des études d'optimisation.

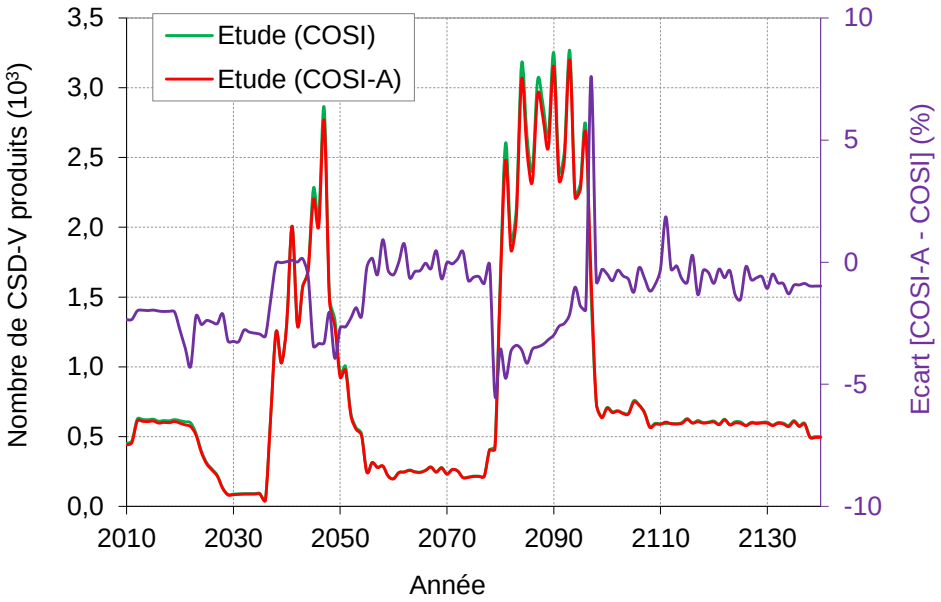


FIGURE 5.18 – *Production de colis de déchets vitrifiés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

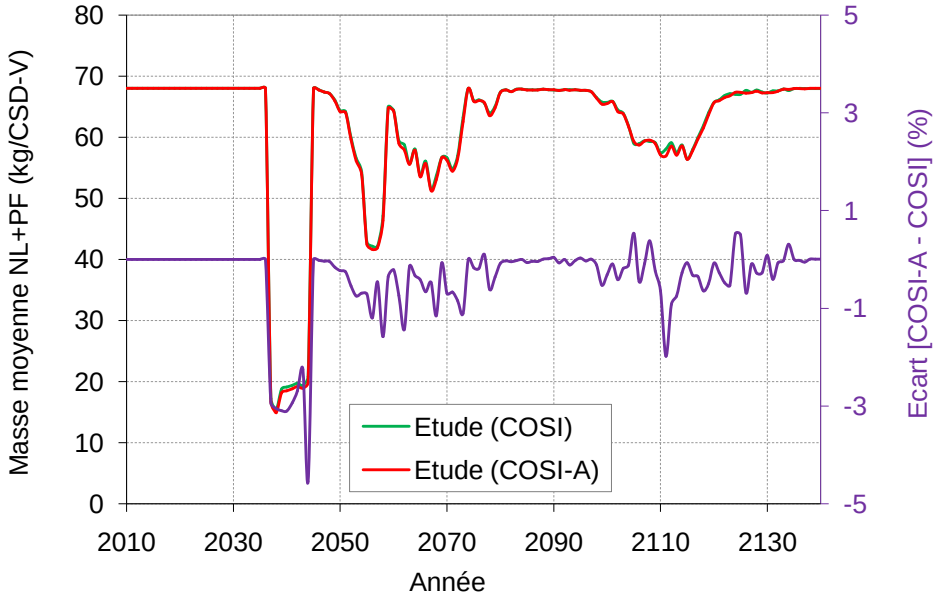


FIGURE 5.19 – *Masse moyenne annuelle des actinides et produits de fission par colis de déchets vitrifiés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

Assemblages usés entreposés

La figure 5.21 représente l'évolution de la masse d'assemblages usés entreposés pendant la durée du scénario. L'entreposage maximal s'élève à 38 303 t avec COSI contre 38 238 t avec COSI-A, soit un biais de -0,17%. Ce biais peut atteindre environ -10% lors de l'apparition du déficit en plutonium, qui correspond à une valeur nulle d'assemblages entreposés. L'entreposage maximal est une des contraintes des études présentées par la suite, le biais d'évaluation de cette quantité est considéré comme satisfaisant.

5.3.2. Gain sur la durée d'évaluation

La version de COSI-A doit permettre de rendre un calcul d'optimisation faisable en un temps raisonnable via la réduction de la durée d'évaluation d'un scénario. Il existe actuellement deux types d'évaluations dans COSI-A. L'évaluation standard simule l'évolution des matières uniquement aux dates d'intérêt d'un scénario (dates de chargement et déchargement du combustible, etc.). Ce type de calcul donne accès à certaines grandeurs dont celles qui servent dans un premier temps de fonctions objectif pour les problèmes étudiés : la consommation d'uranium naturel et la production de colis de déchets vitrifiés cumulées sur la durée du scénario. L'évaluation avancée considère un grand nombre de calculs d'évolution supplémentaires afin de déterminer tous les inventaires annuels en plutonium et actinides mineurs dans les installations du cycle et aux déchets. Une telle évaluation doit être utilisée si le problème d'optimisation fait intervenir des fonctions objectif qui dépendent de ces inventaires. Le tableau 5.4 indique les durées d'évaluation du scénario d'étude pour ces deux types d'évaluations avec COSI-A et COSI. Considérons par exemple un calcul d'optimisation nécessitant 50 000 évaluations standards de scénarios. La durée d'un tel calcul avec COSI est d'environ 9 ans. Cette durée peut être réduite à environ 160 jours avec la possibilité de distribuer 20 évaluations. En utilisant COSI-A, cette durée avec distribution des évaluations est d'environ deux jours. Les ordres de grandeur donnés dans cet exemple sont représentatifs des études d'optimisation présentées dans ce manuscrit. Les calculs d'optimisation effectués dans le cadre de ce travail peuvent atteindre un à quatre jours. Le gain sur la durée d'évaluation est donc satisfaisant en vue d'effectuer des études d'optimisation. Les calculs d'évolution CESAR représentent environ 95% de la durée d'évaluation standard [9] d'un scénario avec COSI. Le gain maximal attendu est alors de 20 avec l'utilisation seule de métamodèles d'irradiation et de modèles analytiques de refroidissement. La réduction du nombre d'isotopes dont l'évolution est calculée permet néanmoins une augmentation du gain au niveau de la gestion interne de l'évaluation.

	COSI	COSI-A	Gain
Évaluation standard	5 499 s	72 s	× 76
Évaluation avancée	245 233 s	124 s	× 1978

Tableau 5.4 – *Durées d'évaluation du scénario d'étude avec les versions COSI et COSI-A*

9. Pour une évaluation avancée qui considère un nombre accru de calculs d'évolution, cette proportion de la durée d'évaluation avoisine les 100%.

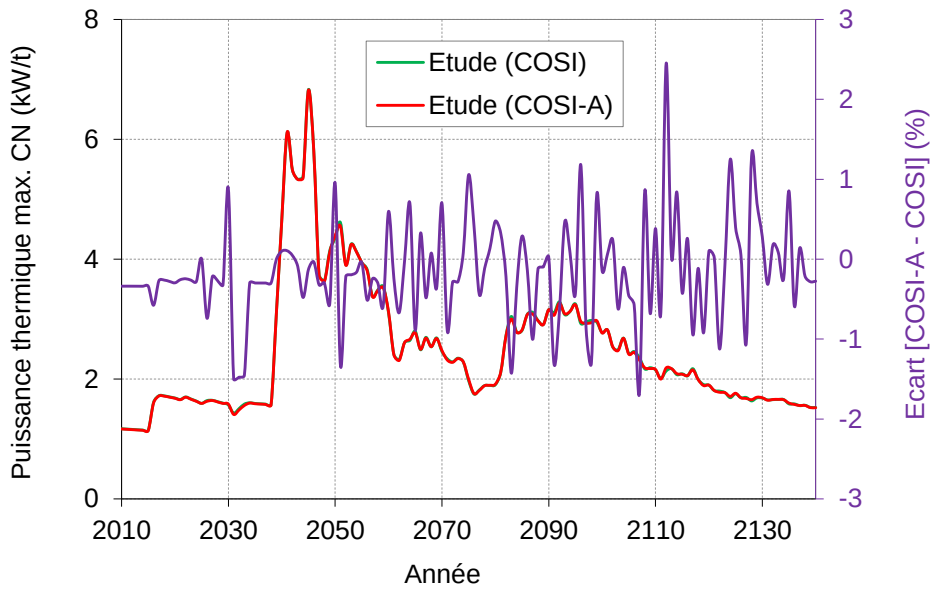


FIGURE 5.20 – *Puissance thermique maximale des assemblages neufs du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

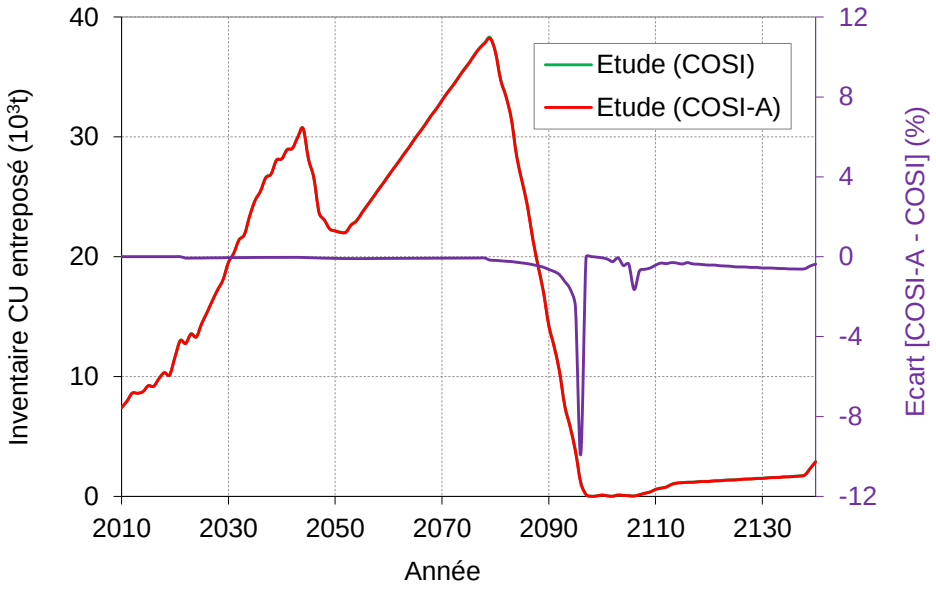


FIGURE 5.21 – *Masse d'assemblages usés entreposés du scénario d'étude (COSI vs COSI-A)*

Synthèse : Réduction de la durée d'évaluation d'un scénario

Mise en place d'une version accélérée de COSI

Afin de réduire la durée d'évaluation d'un scénario en conservant une précision adéquate des résultats, nous choisissons de développer une version accélérée de COSI, appelée COSI-A. Cette nouvelle version considère un nombre réduit d'isotopes dont l'évolution est calculée. Les isotopes considérés sont les noyaux lourds qui sont présents en majorité dans un assemblage irradié. Cette liste peut être étendue, à des produits de fission par exemple, selon les fonctions objectif du problème d'optimisation étudié. À partir de cette liste réduite d'isotopes, des modèles de refroidissement établis à partir des chaînes de décroissance simplifiées de ces isotopes sont utilisés dans COSI-A. L'évolution sous irradiation des assemblages est quant à elle estimée par des métamodèles d'irradiation.

Développement de métamodèles d'irradiation

Les estimateurs des concentrations finales des isotopes considérés sont construits par la méthode des réseaux de neurones. Le choix de cette méthode repose sur la comparaison des biais d'estimation sur certains isotopes d'intérêt par régression linéaire, régression polynomiale, réseau de neurones et processus gaussien. Des métamodèles d'irradiation sont ainsi construits pour les quatre types d'assemblages irradiés dans le scénario d'étude, servant de base pour les études d'optimisation introduites par la suite : REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX.

Gains apportés pour l'évaluation de scénarios

La version COSI-A incluant ces changements permet d'obtenir une durée d'évaluation standard d'un scénario de l'ordre de la minute, soit un gain d'un facteur d'environ 75, ce qui est suffisant pour permettre les études d'optimisation présentées dans ce manuscrit. Les biais associés aux résultats d'intérêt du scénario d'étude avec cette nouvelle version sont considérés assez faibles pour obtenir une bonne estimation des fonctions objectif.

Chapitre 6

Études d'optimisation par métaheuristiques

La méthodologie d'optimisation multicritère de scénarios électronucléaires évalués avec COSI a été établie. Cette méthodologie consiste en l'utilisation de métaheuristiques faisant appel à COSI-A, une version de COSI permettant une évaluation plus rapide. Les études présentées dans ce chapitre visent à appliquer cette méthodologie et émettre des recommandations pour son utilisation. Pour ce faire, une approche de type incrémentale est définie : un scénario d'étude est optimisé pour différents problèmes de complexité croissante. Ces études permettent à la fois d'identifier les difficultés d'application de cette méthodologie et de formuler de nouvelles recommandations d'utilisation.

En premier lieu, le déroulement des études est présenté (cf. §6.1). Cette partie présente l'approche utilisée ainsi que les hypothèses fondatrices du scénario d'étude. Les paramètres importants de ce scénario sont progressivement remplacés par des variables de décision. Les problèmes, de complexité croissante, ainsi obtenus sont alors étudiés tant du point de vue du processus d'optimisation que des résultats obtenus. Le premier problème, noté ($\mathcal{A}$) est bicritère et considère deux variables liées au nombre de RNR déployés (cf. §6.2). Nous montrons à l'issue de l'optimisation de ce problème que la définition de ces seules variables ne permet pas de conclure sur une stratégie optimale de déploiement. En effet, la stratégie de retraitement des différents combustibles usés présente un net impact sur le front de Pareto du problème ($\mathcal{A}$). Dès lors, nous définissons un problème, noté ($\mathcal{B}$), qui considère des variables de décision supplémentaires liées à la stratégie de retraitement (cf. §6.3).

Sommaire

6.1 Déroulement des études 104
6.1.1 Approche incrémentale 104
6.1.2 Hypothèses du scénario d'étude 104
6.2 Problème ($\mathcal{A}$) : optimisation de la stratégie de déploiement de RNR 106
6.2.1 Définition du problème d'optimisation 106
6.2.2 Recherche exhaustive des scénarios optimaux 107
6.2.3 Application des métaheuristiques 112
6.2.4 Importance de la stratégie de retraitement 125
6.3 Problème ($\mathcal{B}$) : optimisation préliminaire de la stratégie de retraitement 127
6.3.1 Définition du problème d'optimisation 127
6.3.2 Interprétation des scénarios optimaux 129
6.3.3 Application des métaheuristiques 131
6.3.4 Analyse de sensibilité des paramètres de l'algorithme génétique 135

6.1. Déroulement des études

6.1.1. Approche incrémentale

La résolution d'un problème complet qui présente un grand nombre de critères et de variables n'est pas adaptée en première approche pour la validation et la formulation de recommandations d'utilisation de la méthodologie. En effet, les solutions optimales d'un tel problème sont difficiles à interpréter, car elles forment une zone et un front de Pareto de dimensions élevées et donc difficilement représentables. Une telle étude ne permet pas d'identifier des difficultés liées au processus d'optimisation ni même d'interpréter les scénarios obtenus. L'approche retenue dans le cadre de ce travail est donc incrémentale. Elle consiste à définir un premier problème d'optimisation simple, c'est-à-dire faisant intervenir un faible nombre de critères et variables d'optimisation. Les scénarios optimaux théoriques pour ce premier problème sont connus et permettent de vérifier la convergence des métaheuristiques, algorithme génétique et essaim particulaire, utilisées pour ces études. Le problème est ensuite progressivement modifié selon les résultats de l'optimisation du problème précédent. L'approche incrémentale proposée présente donc l'avantage de pouvoir vérifier la bonne convergence des métaheuristiques et l'analyse de l'impact de leurs paramètres sur leur performance pour différents types de problèmes. Cette approche nécessite une classification des paramètres de scénario par ordre d'importance pour leur optimisation. L'étude de sensibilité présentée en annexe C permet de distinguer trois familles de paramètres qui présentent un impact sur les quantités d'intérêt d'un scénario (inventaires en plutonium en cycle et aux déchets, etc.) : les paramètres liés à la gestion des réacteurs, au retraitement et à la gestion du combustible. Nous proposons alors de traiter dans un premier temps un problème où seuls des paramètres liés au nombre de réacteurs interviennent comme variables d'optimisation. Les études présentées dans ce chapitre sont basées sur le scénario d'étude dont les principales hypothèses sont listées ci-après.

6.1.2. Hypothèses du scénario d'étude

Les études d'optimisation s'appuient sur le scénario d'étude (cf. annexe A). Nous rappelons ici les principales hypothèses de ce scénario :

- la puissance installée totale du parc est maintenue constante à environ 60 GWe de 2010 à 2140 ;
- le déploiement de RNR isogénérateurs est possible à partir de 2040, date supposée dans cette étude de la maturité industrielle de cette filière ;
- les REP du parc actuel sont arrêtés progressivement de 2020 à 2050 avec un rythme de -2 GWe/an ;
- les réacteurs (EPR et RNR) déployés à partir de 2020 ont une durée de vie de 60 ans ;
- les EPR sont chargés uniquement d'assemblages UOX ;
- la durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages usés est de 5 ans.

Ces hypothèses impliquent que :

- les REP du parc actuel arrêtés entre 2020 et 2040 sont remplacés par des EPR ;
- les rythmes de déploiement et d'arrêt des réacteurs sont fixés à ± 2 GWe/an.

Le déploiement de RNR entre 2040 et 2050 et entre 2080 et 2110 dans le scénario d'étude est représentatif d'une stratégie de transition vers un parc 100% RNR. Les hypothèses énoncées précédemment n'obligent pas le déploiement de RNR pendant ces périodes, appelées phases de déploiement 1 et 2. En effet, seule la puissance installée totale est fixée. Ainsi, le renouvellement

du parc lors des phases 1 et 2 peut se traduire par le déploiement d'EPR ou de RNR. Nous proposons dans une première étude de remplacer les REP du parc actuel par 14 réacteurs de 1,5 GWe, EPR ou RNR, pendant la phase 1. Nous introduisons alors une variable entière notée N_1 ($N_1 \in [0\,;14]$) qui définit le nombre de RNR déployés en phase 1 pour une puissance installée associée de 20,5 GWe au maximum. Dès lors, $14 - N_1$ EPR sont déployés pendant cette phase. La phase 2 de déploiement correspond au remplacement de 60 GWe d'EPR ou RNR à partir de 2080. Nous proposons dans cette étude de les remplacer par 40 réacteurs de 1,5 GWe, EPR ou RNR. Nous introduisons alors une variable entière notée N_2 ($N_2 \in [0\,;40]$) qui définit le nombre de RNR déployés en phase 2. Dès lors, $40 - N_2$ EPR sont déployés pendant cette phase. En vue de simplifier le problème, nous considérons comme hypothèse supplémentaire que le déploiement des EPR est antérieur à celui des RNR durant chaque phase. À titre d'exemple, la figure 6.1 représente la répartition de la puissance installée du scénario d'étude pour $(N_1,N_2) = (7,27)$.

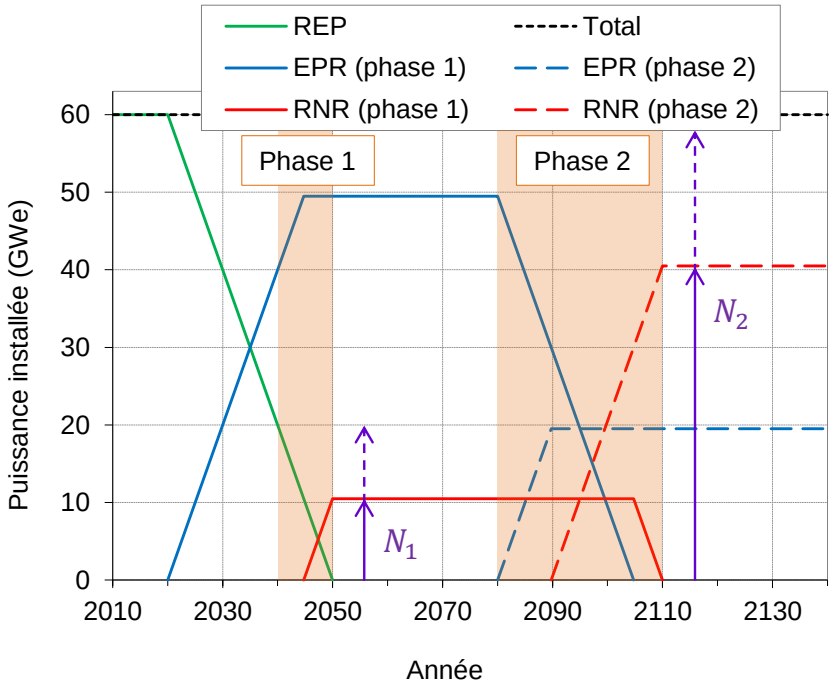


FIGURE 6.1 – *Puissance installée du scénario d'étude avec* $(N_1,N_2) = (7,27)$

Le scénario d'étude considère par défaut le retraitement prioritaire des assemblages usés RNR MOX par rapport aux assemblages REP (cf. tableau 6.1). Nous rappelons que l'ordre de priorité définit les assemblages à retraiter ainsi que les assemblages alternatifs si ceux-ci viennent à manquer. Cette stratégie, notée $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$, privilégie ainsi le multirecyclage du plutonium en RNR. Nous définissons de même une seconde stratégie de retraitement possible, notée $\mathcal{R}_{\text{REP}}$, qui considère le retraitement prioritaire des assemblages usés REP par rapport aux assemblages RNR (cf. tableau 6.2). Cette stratégie a pour but de diminuer la quantité d'assemblages usés accumulée. Par défaut, la capacité de retraitement n'est pas imposée et suit les besoins en fabrication. Nous précisions que ces stratégies de retraitement ne sont pas représentatives d'une réalité industrielle, mais sont introduites dans ces études dans un souci de simplification. Dans l'optique d'une approche incrémentale, les hypothèses du scénario d'étude présentées dans cette section peuvent être modifiées avec la définition d'un nouveau problème d'optimisation.

Ordre de disponibilité	Proportion	Ordre de priorité
Chronologique	100%	RNR MOX → REP MOX → REP UOX → REP URE

TABLEAU 6.1 – *Stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ du scénario d'étude*

Ordre de disponibilité	Proportion	Ordre de priorité
Chronologique	100%	REP MOX → REP UOX → REP URE → RNR MOX

TABLEAU 6.2 – *Stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ du scénario d'étude*

6.2. Problème $(\mathcal{A})$: optimisation de la stratégie de déploiement de RNR

Les études présentées dans cette section ont fait l'objet d'un article [Freynet et al. 2016].

6.2.1. Définition du problème d'optimisation

Le premier problème d'optimisation étudié, noté $(\mathcal{A})$, fait intervenir les deux variables N_1 et N_2 comme variables de décision. Dans ce cas, les scénarios possibles peuvent être notés (N_1,N_2). De même, nous restreignons l'étude à l'optimisation de deux critères :

– minimiser la quantité d'uranium naturel consommée entre 2010 et 2140, notée m_{Unat} ;

– minimiser le nombre de colis de déchets vitrifiés produits entre 2010 et 2140, noté $N_{\text{CSD-V}}$.

Le déploiement de RNR ne doit pas faire intervenir de déficit en plutonium. Cette contrainte est prise en compte dans le problème par l'évaluation du déficit en plutonium cumulé entre 2010 et 2140, noté $m_{\text{Pu-}}$. Le problème d'optimisation $(\mathcal{A})$ s'écrit alors

$$(\mathcal{A}) \begin{cases} \text{min.} & m_{\text{Unat}}(N_1,N_2) & \text{masse cumulée d'uranium naturel consommé} \\ & N_{\text{CSD-V}}(N_1,N_2) & \text{nombre cumulé de CSD-V produits} \\ \text{avec} & N_1 \in [0\,;14] & \text{nombre de RNR déployés en phase 1} \\ & N_2 \in [0\,;40] & \text{nombre de RNR déployés en phase 2} \\ \text{s.c.} & m_{\text{Pu-}}(N_1,N_2) = 0 \text{ t} & \text{déficit cumulé en plutonium} \end{cases} . \tag{6.1}$$

Ce problème n'implique pas de changement de la production électrique au cours du scénario. Une normalisation des fonctions objectif selon cette production, qui caractérise le service rendu du scénario, n'est pas nécessaire.

Plusieurs approches de résolution

En raison de la nature discrète des variables de décision N_1 et N_2, le problème $(\mathcal{A})$ est de nature combinatoire et fait intervenir 615 (15×41) scénarios possibles. Dès lors, les scénarios optimaux théoriques de ce problème peuvent être déterminés avec un nombre fini d'évaluations. Nous proposons en premier lieu d'identifier ces scénarios optimaux par recherche exhaustive. Pour cela, la relation de dominance (3.8) (p.37) est appliquée à tous les couples de scénarios (N_1,N_2) possibles. Cette zone de Pareto théorique est utilisée pour la validation des calculs d'optimisation par algorithme génétique et essaim particulaire avec différentes tailles de population P. Cette étude permet alors de présenter des premiers résultats de l'impact de ce paramètre, commun aux deux métaheuristiques, sur le nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ et la performance de la zone de Pareto calculée, c'est-à-dire la diversité et l'optimalité des solutions optimales calculées.

6.2.2. Recherche exhaustive des scénarios optimaux

Dans cette partie, les fonctions objectif m_{Unat} et $N_{\text{CSD-V}}$ ainsi que la fonction contrainte $m_{\text{Pu-}}$ sont évaluées pour tous les scénarios possibles. La connaissance exacte de ces fonctions permet d'identifier l'ensemble des scénarios optimaux du problème $(\mathcal{A})$. Cette recherche exhaustive est effectuée pour les deux stratégies de retraitement $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ et $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ définies précédemment. Nous notons alors les deux problèmes d'optimisation étudiés $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ et $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$.

Résolution du problème $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$

Cette partie expose les résultats de la recherche exhaustive pour les scénarios possibles du problème $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$. La connaissance de la fonction contrainte permet de distinguer les scénarios faisables des scénarios infaisables. La figure 6.2 représente le déficit en plutonium en fonction des variables de décision N_1 et N_2. Les scénarios infaisables sont ceux qui impliquent un grand nombre de RNR déployés. En effet, le besoin en plutonium et donc le risque de manquer de plutonium pour la fabrication d'assemblages RNR augmentent avec N_1 et N_2. Nous observons de même que le scénario d'étude par défaut (14,40) établi à partir du scénario de référence ne respecte pas la contrainte. Ce déficit provient des différences entre les scénarios d'étude et de référence énoncées en annexe A et en particulier de la durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages RNR MOX fixée à 5 ans dans le scénario d'étude.

Les figures 6.3 et 6.4 représentent les fonctions objectif du problème en fonction de N_1 et N_2. D'une part, la consommation d'uranium naturel augmente au premier ordre avec la diminution du nombre de RNR déployés $N_1 + N_2$. En effet, seuls les assemblages REP nécessitent de l'uranium naturel pour leur fabrication. La dépendance de m_{Unat} à N_1 et N_2 est discutée plus en détail dans la section 7.4.2 (cf. relation (7.10) p.154). D'autre part, le nombre de colis de déchets vitrifiés $N_{\text{CSD-V}}$ a tendance à augmenter avec le nombre de RNR déployés N_1+N_2. En effet, le retraitement d'assemblages usés, qui mène à la production de CSD-V, est piloté par le besoin en plutonium pour la fabrication d'assemblages RNR neufs. Les isovaleurs de $N_{\text{CSD-V}}$ ne suivent pas $N_1 + N_2$ par la dépendance du nombre de colis aux types d'assemblages retraités.

La comparaison de tous les scénarios possibles à l'aide de la relation de dominance permet de distinguer les scénarios optimaux des autres scénarios faisables. Parmi les 615 scénarios possibles, la figure 6.5 représente les scénarios infaisables, dominés (faisables non optimaux) et optimaux du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ selon les variables de décision N_1 et N_2. L'allure de la zone de Pareto indique que le déploiement optimal de RNR selon ce problème consiste à renouveler partiellement en phase 2, à hauteur d'environ 70%, les RNR déployés en phase 1, c'est-à-dire $N_2 \sim 0{,}7N_1$, si $N_1 < 14$. Si $N_1 = 14$, les scénarios avec $N_2 \in [10\,;34]$ sont optimaux. En d'autres termes, il est préférable vis-à-vis des critères de déployer un maximum de RNR entre 2040 et 2050 (phase 1) pour un déploiement important de RNR entre 2080 et 2110 (phase 2) dans la limite de faisabilité des scénarios. Cette même classification des scénarios en fonction des fonctions objectif m_{Unat} et $N_{\text{CSD-V}}$ est représentée sur la figure 6.6. Le front de Pareto représente les différents compromis optimaux du problème vis-à-vis des critères. Cette représentation permet au décideur de visualiser l'impact de son choix, c'est-à-dire de quantifier les gains et pertes liés à son choix final selon les autres choix optimaux accessibles. Dans le cas présent, le front de Pareto est d'allure quasi linéaire et la pente permet de définir une expression du compromis entre deux scénarios optimaux quelconques. Le compromis est ici exprimé d'une part pour les scénarios avec $N_1 + N_2 \leq 24$ et ceux avec $N_1 + N_2 \geq 24$ (cf. tableau 6.3).

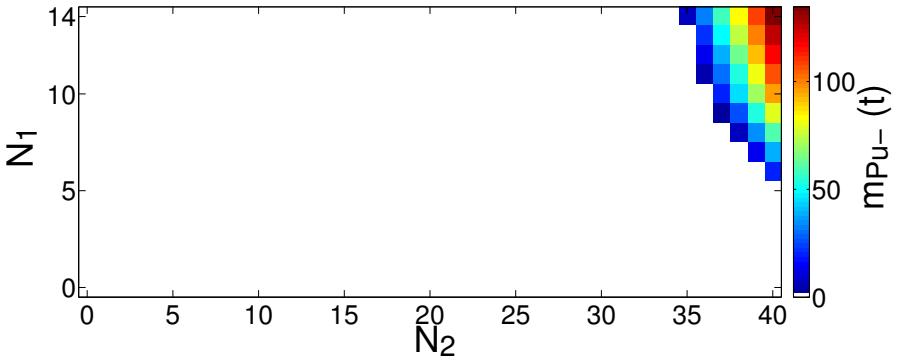


FIGURE 6.2 – *Déficit en plutonium $m_{Pu\text{-}}$ en fonction des variables de décision du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$)

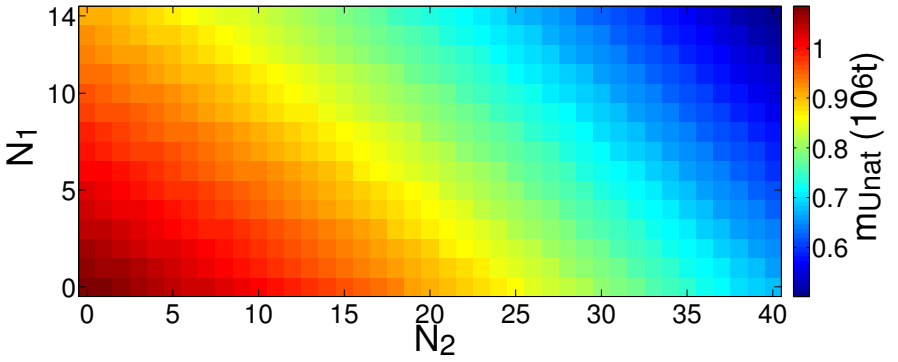


FIGURE 6.3 – *Consommation d'uranium naturel m_{Unat} en fonction des variables de décision du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$)

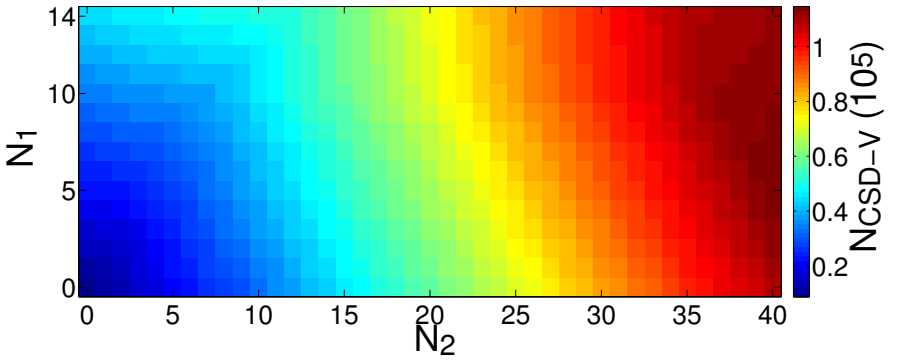


FIGURE 6.4 – *Nombre de colis de déchets vitrifiés $N_{CSD\text{-}V}$ en fonction des variables de décision du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$)

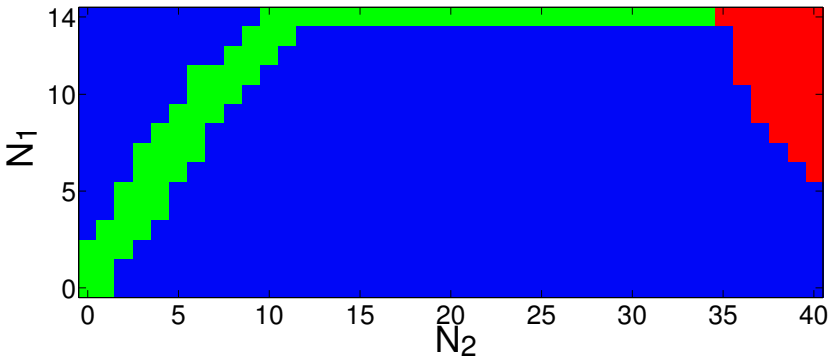


FIGURE 6.5 – *Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ *dans l'espace de décision*
Les scénarios dominés sont colorés en bleu. La zone de Pareto est colorée en vert. Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace de décision, sont indiqués en rouge.

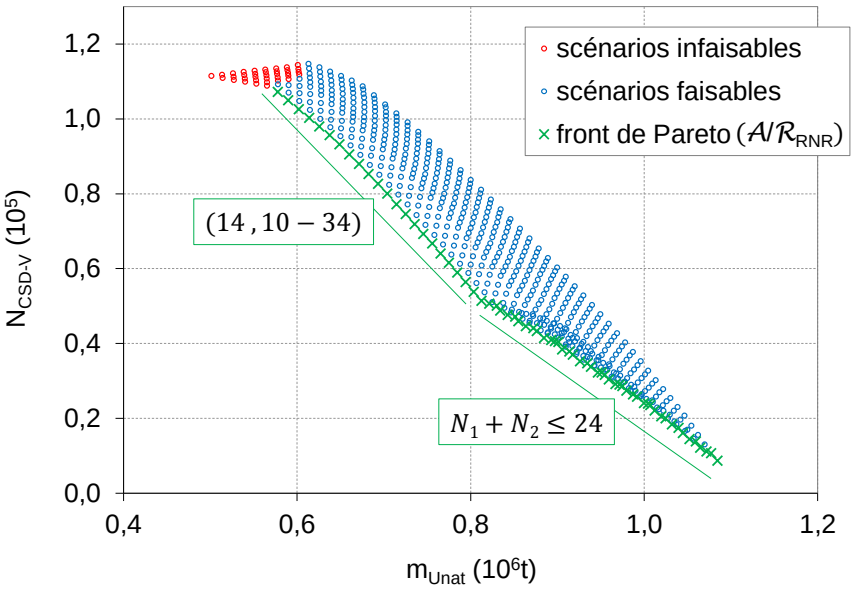


FIGURE 6.6 – *Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ *dans l'espace des objectifs*
Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace des objectifs, sont indiqués en rouge.

$N_1 + N_2$	Expression du compromis
[0 ; 24]	-1 CSD-V / +6,2 t Unat
[24 ; 48]	-1 CSD-V / +4,2 t Unat

TABLEAU 6.3 – *Compromis entre les scénarios optimaux du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$

Résolution du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$)

Cette partie expose les résultats de la recherche exhaustive pour les scénarios possibles du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$). Les scénarios infaisables sont pour la plupart identiques à ceux du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$). De même, la consommation d'uranium naturel ne dépend pas de la stratégie de retraitement et reste donc inchangée (cf. figure 6.3). Le nombre de colis de déchets vitrifiés produits est quant à lui représenté sur la figure 6.7. Nous observons par comparaison avec la figure 6.4 une nette augmentation de la production de CSD-V avec cette stratégie pour tous les scénarios de déploiement de RNR. L'influence de la stratégie de retraitement sur la production de colis de déchets vitrifiés est discutée dans la section 6.2.4.

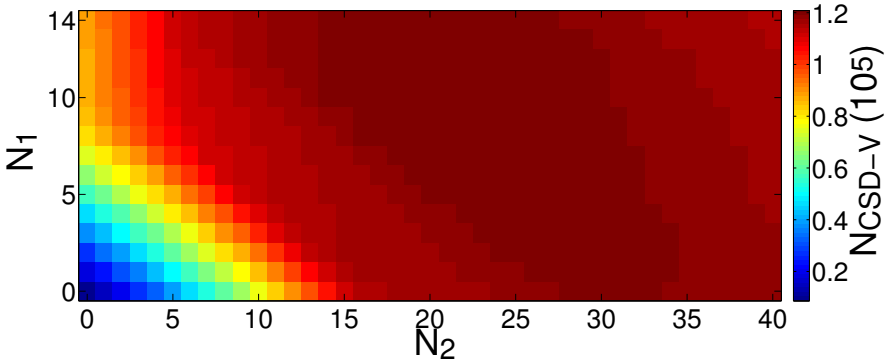


FIGURE 6.7 – *Nombre de colis de déchets vitrifiés $N_{\text{CSD-V}}$ en fonction des variables de décision du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$)

La modification de $N_{\text{CSD-V}}$ mène vers des scénarios optimaux différents pour le problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$). Parmi les 615 scénarios possibles, la figure 6.8 représente les scénarios infaisables, dominés (faisables non optimaux) et optimaux du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) selon les variables de décision N_1 et N_2. La zone de Pareto est constituée des scénarios sans déploiement de RNR en phase 2 ($N_2 = 0$), de scénarios avec un faible nombre de RNR déployés ($N_1 + N_2 \leq 8$) et de scénarios avec déploiement de RNR en phase 2 pour $N_1 = 14$. Ce problème d'optimisation présente un unique scénario optimal (14,35) pour un déploiement important de RNR. La figure 6.9 représente les scénarios possibles dans l'espace des objectifs. L'augmentation du nombre de CSD-V pour la stratégie $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ par rapport à $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ se manifeste par une détérioration globale du front de Pareto et de tous les scénarios faisables, avec $N_1 + N_2 > 0$, selon les critères du problème. De même, alors que les résultats du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) dévoilent comme tendance globale une diminution de $N_{\text{CSD-V}}$ quand m_{Unat} augmente, la diminution de $N_{\text{CSD-V}}$ suit la diminution de m_{Unat} pour $m_{\text{Unat}} \lesssim 0{,}8.10^6$ t pour le problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$). En effet, l'augmentation de N_2 implique l'augmentation de la quantité d'assemblages RNR pouvant être retraités, de teneur en plutonium fissile supérieure à celle des assemblages REP. Cette tendance caractérise la présence d'un unique scénario optimal (14,35) pour une faible valeur de m_{Unat} et donc pour un grand nombre de RNR déployés $N_1 + N_2$. L'expression du compromis entre les scénarios optimaux peut être formulée pour différents intervalles de $N_1 + N_2$ (cf. tableau 6.4).

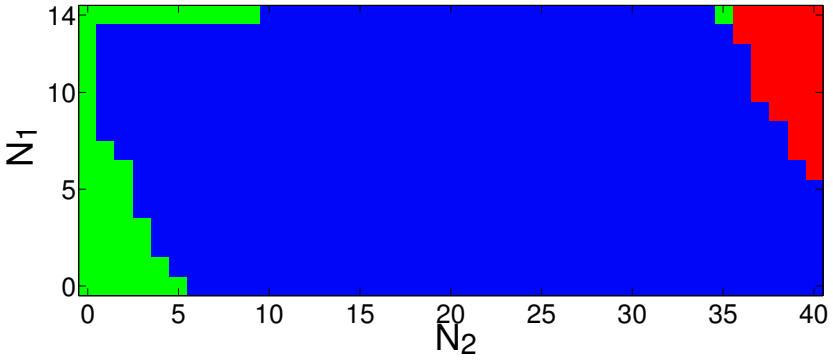


FIGURE 6.8 – *Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) *dans l'espace de décision*
Les scénarios dominés sont colorés en bleu. La zone de Pareto est colorée en vert. Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace de décision, sont indiqués en rouge.

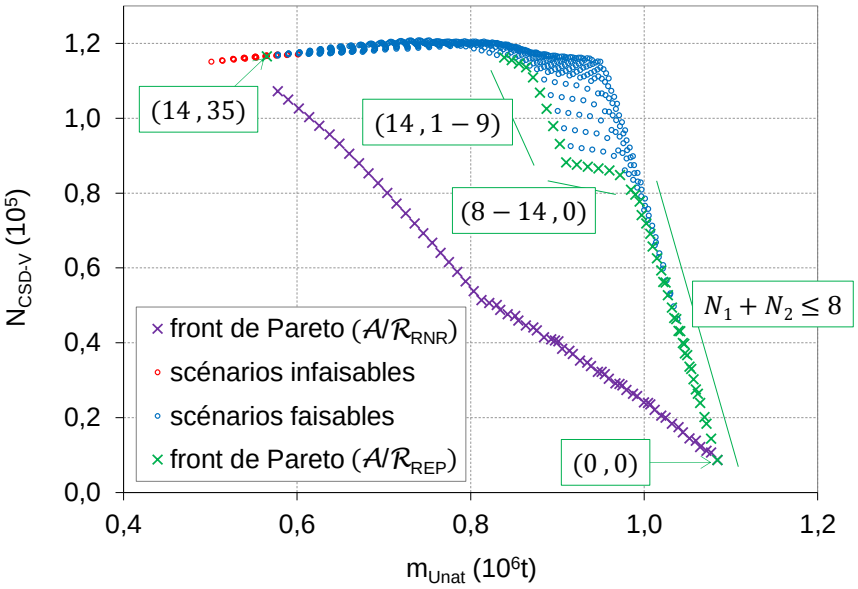


FIGURE 6.9 – *Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) *dans l'espace des objectifs*
Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace des objectifs, sont indiqués en rouge.

$N_1 + N_2$	Expression du compromis
[0 ; 8]	-1 CSD-V / +1,2 t Unat
[8 ; 14]	-1 CSD-V / +18 t Unat
[14 ; 20]	-1 CSD-V / +1,8 t Unat
[20 ; 23]	-1 CSD-V / +13 t Unat

TABLEAU 6.4 – *Compromis entre les scénarios optimaux du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$)

6.2.3. Application des métaheuristiques

L'objectif ici est de tester et d'illustrer le fonctionnement des métaheuristiques d'URANIE couplées au code de scénarios simplifié COSI-A. Les résultats de calculs par algorithme génétique et essaim particulaire pour ce problème permettent de formuler de premiers résultats quant à la performance de ces métaheuristiques. Nous choisissons dans cette étude d'effectuer cinq calculs d'optimisation pour différentes tailles de population P (30, 50, 100, 200 et 300). Les autres paramètres sont fixés à leurs valeurs par défaut.

Rappel : Indicateurs de performance

Un front de Pareto performant doit (cf. §3.4 p.48) :
- maximiser l'étendue $\mathcal{D}$;
- minimiser l'uniformité $\mathcal{U}$;
- maximiser la contribution Cont ;
- éventuellement minimiser le nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ sans dégrader les autres indicateurs.

Pour comparer la performance des algorithmes génétiques et des essaims particulaires, nous définissons des rapports de ces indicateurs pour les deux méthodes de sorte qu'une valeur supérieure à 1 favorise l'algorithme génétique vis-à-vis de cet indicateur :
- $\mathcal{C}_{\mathrm{EP}}/\mathcal{C}_{\mathrm{AG}}$;
- $\mathcal{D}_{\mathrm{AG}}/\mathcal{D}_{\mathrm{EP}}$;
- $\mathcal{U}_{\mathrm{EP}}/\mathcal{U}_{\mathrm{AG}}$;
- $2\,\mathrm{Cont}_{\mathrm{AG/EP}}$.

Résolution du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$)

La figure 6.10 représente les scénarios évalués dans l'espace de décision pour les calculs d'optimisation par algorithme génétique et essaim particulaire avec ces différentes tailles de population P (30, 50, 100, 200 et 300). Nous observons une augmentation du nombre de scénarios évalués $\mathcal{C}$ avec l'augmentation du paramètre P. En effet, plus la taille de population P est élevée, plus le nombre d'évaluations nécessaire est élevé pour converger vers P scénarios non dominés [1] (critère d'arrêt). Les figures 6.11 et 6.12 représentent les fronts de Pareto issus des différents calculs d'optimisation respectivement par algorithme génétique et essaim particulaire. Ces figures, en appui à la figure 6.10, montrent que les solutions optimales générées par la méthode sont relativement proches des solutions théoriques. Nous pouvons de même confirmer que globalement, plus P est élevé, plus les solutions optimales sont proches des solutions théoriques. Les fronts de Pareto indiquent aussi que la convergence vers les solutions optimales théoriques est plus aisée dans le domaine $N_1 + N_2 \geq 24$ (faible consommation d'uranium naturel). Une explication possible est que les scénarios optimaux théoriques de ce domaine diffèrent les uns des autres par leur seule valeur de N_2, contrairement aux autres scénarios qui présentent des valeurs différentes de N_1

1. La plupart des P scénarios non dominés finaux peuvent être identiques. En effet, un algorithme génétique et un essaim particulaire peuvent évaluer au cours du processus plusieurs fois un même scénario. Cette propriété permet notamment d'éviter la convergence systématique de la méthode selon le critère d'arrêt sur le nombre maximal d'évaluations L atteint pour les problèmes où le nombre de solutions optimales est inférieur à P. Dans ce travail, en vue de réduire la durée d'un calcul d'optimisation, un historique est mis à jour pour éviter plusieurs appels à COSI-A pour l'évaluation d'un même scénario.

et N_2. En effet, l'exploitation de scénarios avec $N_1 = 14$, sans considérer la mutation, permet la création de nouveaux scénarios avec $N_1 = 14$, que le croisement soit homozygote ou hétérozygote. Au contraire, pour l'exploitation de scénarios avec $N_1 + N_2 \leq 24$, seul le croisement homozygote permet l'évaluation de scénarios avec des valeurs N_1 et N_2 différentes de celles des scénarios parents.

La figure 6.13 compare les indicateurs de performance définis dans la section 3.4 pour les calculs par algorithme génétique et essaim particulaire. Pour $P \leq 100$, l'essaim particulaire présente globalement de meilleures performances que l'algorithme génétique vis-à-vis de tous les indicateurs. Les mauvaises performances de l'algorithme génétique pour $P = 30$ peuvent s'expliquer par son nombre d'évaluations réduit. Aussi, sa meilleure étendue pour $P = 50$ provient de son évaluation des scénarios extrémaux théoriques alors que l'essaim particulaire n'évalue pas le scénario (14,34). La meilleure performance de l'essaim particulaire pour $P \leq 100$ ne peut être généralisée par ces calculs qui ne permettent pas d'estimer l'influence du caractère stochastique de ces méthodes, amplifié pour une faible valeur de P. Pour $P \geq 100$, le nombre d'évaluations par algorithme génétique augmente plus rapidement que celui par essaim particulaire. Cette augmentation se traduit par une amélioration des performances (étendue, uniformité et contribution) de l'algorithme génétique par rapport à celles de l'essaim particulaire. Le tableau 6.5 présente les nombres d'évaluations et les contributions des fronts de Pareto obtenus par les deux métaheuristiques pour les différents calculs d'optimisation. Les résultats présentés ici ne permettent pas de déduire une métaheuristique plus adaptée pour la résolution du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$). Les résultats précédents mettent en évidence un gain sur la performance d'une méthode avec l'augmentation du nombre d'évaluations $\mathcal{C}$. Ainsi, les nombres d'évaluations différents obtenus suite à l'optimisation de ce problème selon les deux méthodes ne permettent pas de comparer la performance intrinsèque de ces méthodes. Nous choisissons ici de comparer les performances des métaheuristiques à nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ et taille de population $\mathcal{P}$ fixés. Pour ce faire, nous retenons les $\min(\mathcal{C}_{\text{AG}},\mathcal{C}_{\text{EP}})$ premières évaluations du calcul d'optimisation par algorithme génétique ou essaim particulaire qui présentent le nombre d'évaluations le plus élevé. Le tableau 6.6 présente les nouvelles contributions obtenues. Ces contributions sont représentées avec les rapports des étendues et uniformités sur la figure 6.14. Les rapports présentés sont globalement inférieurs à 1 et reflètent ainsi une meilleure performance de l'essaim particulaire pour la résolution du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$).

Pour une meilleure compréhension du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) et des calculs d'optimisation effectués, nous représentons respectivement sur les figures 6.15 et 6.16 la profondeur et le rang (cf. §3.2.1 p.38) théoriques de tous les scénarios possibles. Nous rappelons que la profondeur d'un scénario désigne le nombre de scénarios par lesquels il est dominé. Ces deux informations renseignent sur la performance d'un scénario selon sa dominance par rapport aux autres. Ainsi, plus un scénario est de rang et profondeur faibles, mieux il optimise les critères du problème de manière globale vis-à-vis des autres scénarios. Ces figures ne font pas apparaître de gain local sur la performance des scénarios. En d'autres termes, la performance des scénarios peut suivre une amélioration continue en se rapprochant dans l'espace de décision de scénarios optimaux. Ces tendances montrent avec la figure 6.10 que les méthodes d'optimisation évaluent en nombre réduit des scénarios de rang et profondeur élevés.

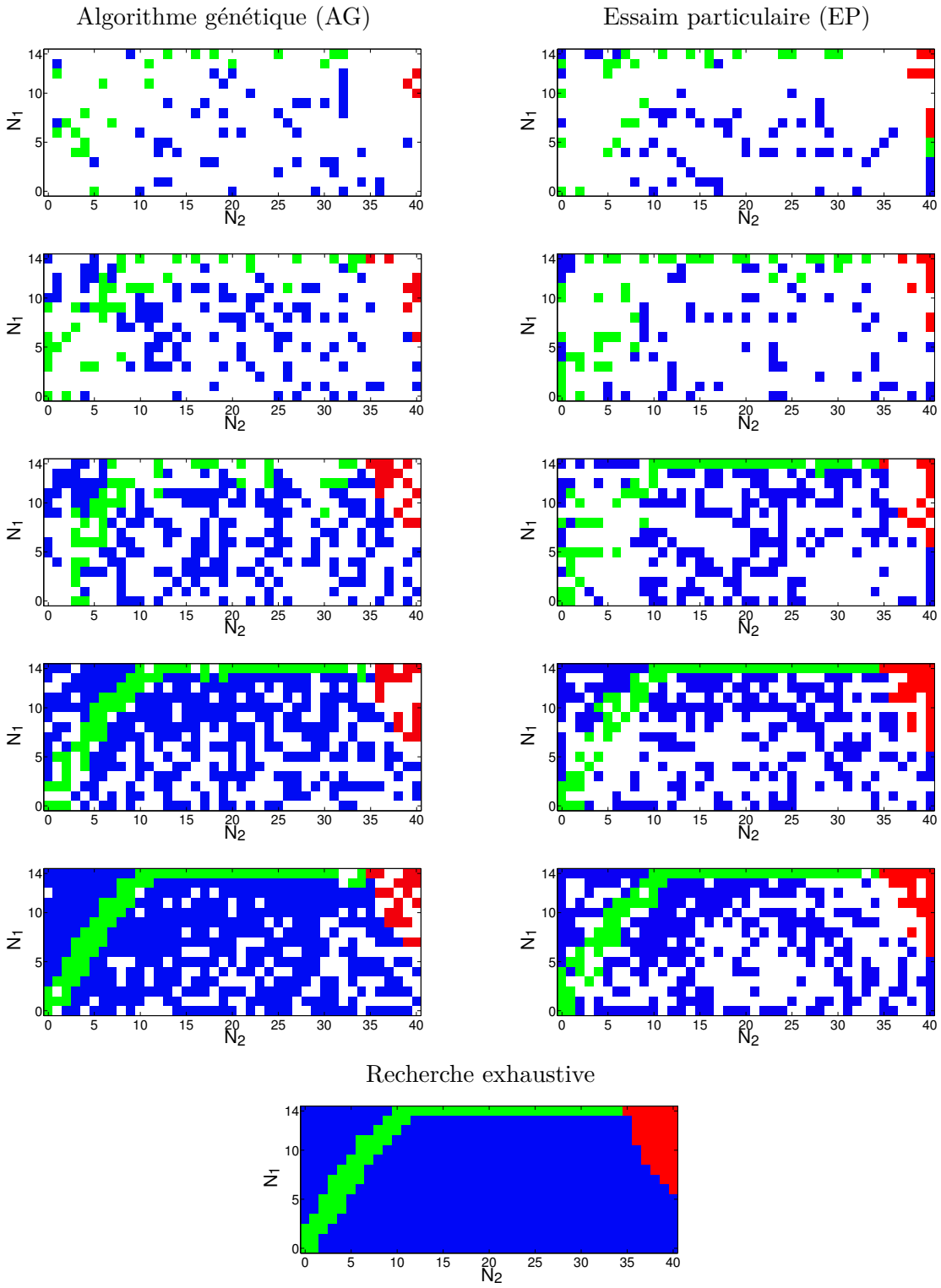


FIGURE 6.10 – *Classification des scénarios évalués par l'algorithme génétique et l'essaim particulaire dans l'espace de décision pour le problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) *avec* $P = 30$, *50, 100, 200 et 300 (de haut en bas)*

Les scénarios dominés et optimaux sont respectivement colorés en bleu et vert. Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace de décision, sont indiqués en rouge. La classification théorique est rappelée sur la figure du bas.

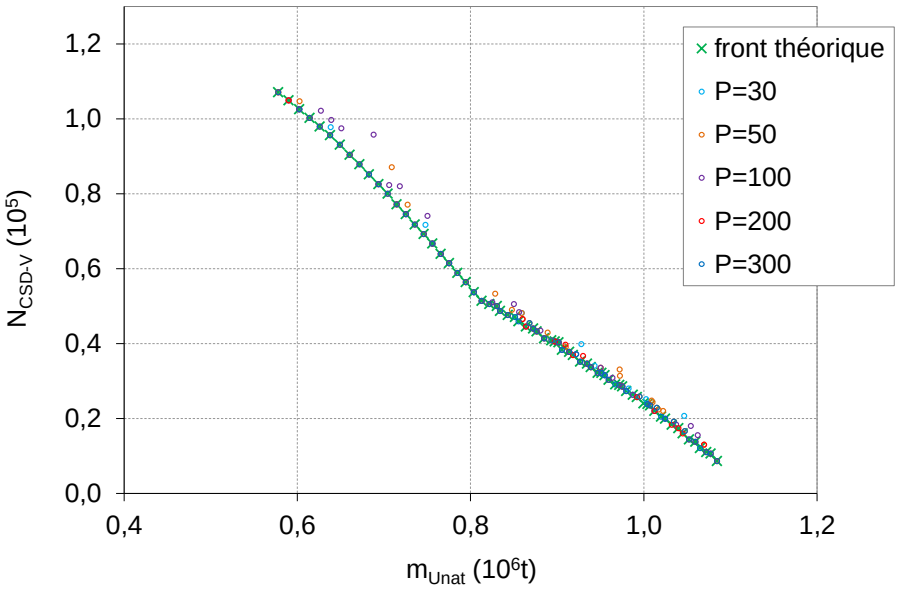


FIGURE 6.11 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$) obtenus par algorithme génétique pour différentes tailles de population P*

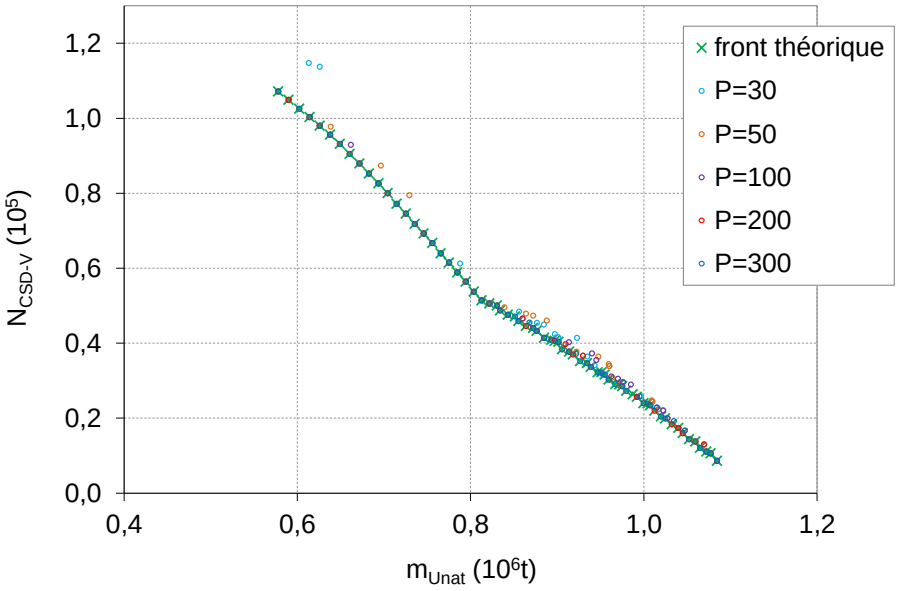


FIGURE 6.12 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$) obtenus par essaim particulaire pour différentes tailles de population P*

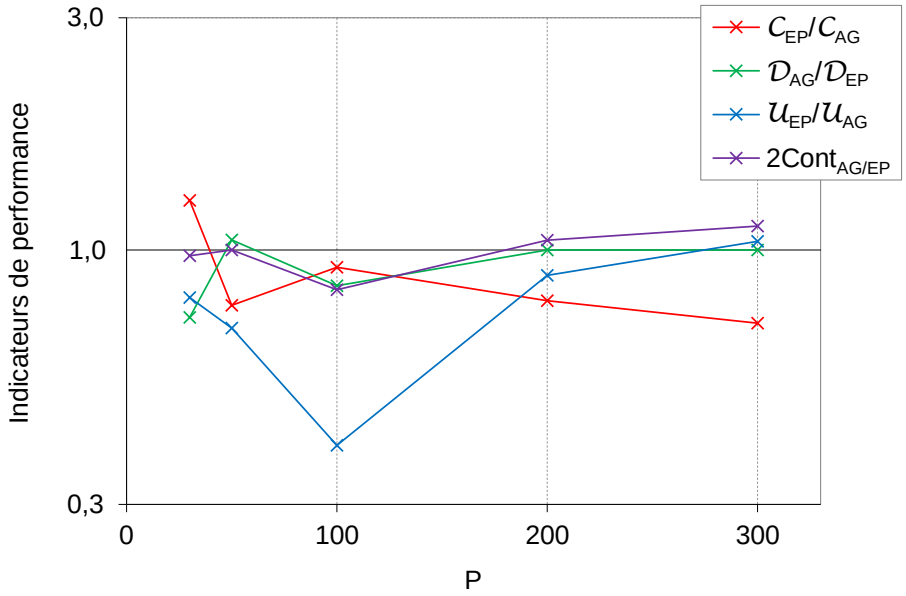


FIGURE 6.13 – *Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P*

P	$\mathcal{C}_{\text{AG}}$	$\mathcal{C}_{\text{EP}}$	$\text{Cont}_{\text{AG/EP}}$
30	72	91	48,6%
50	152	117	50,0%
100	254	234	41,4%
200	370	291	52,3%
300	471	333	56,0%

TABLEAU 6.5 – *Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P*

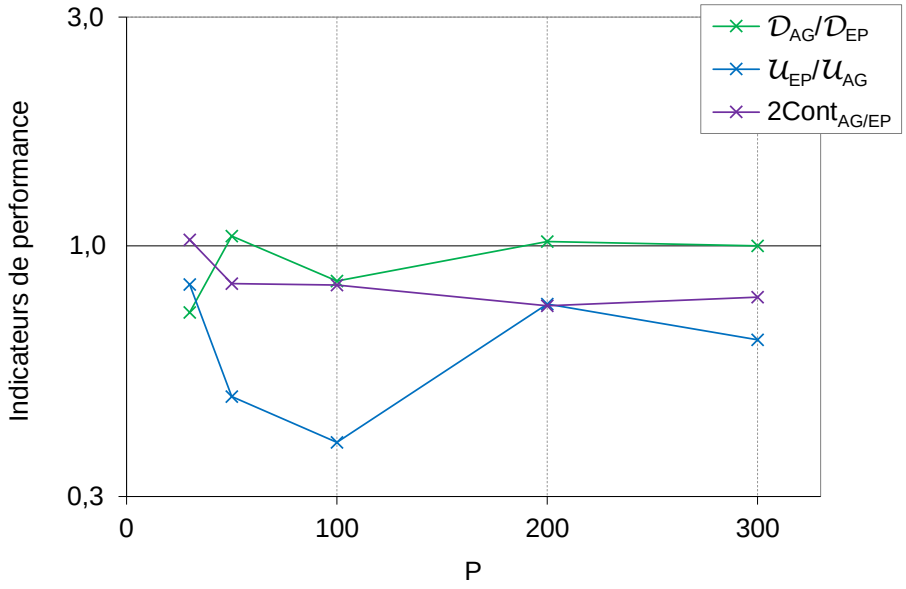


FIGURE 6.14 – *Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$*

P	$\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$	$\text{Cont}_{\text{AG/EP}}$
30	72	51,5%
50	117	41,7%
100	234	41,4%
200	291	37,5%
300	333	39,1%

TABLEAU 6.6 – *Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$*

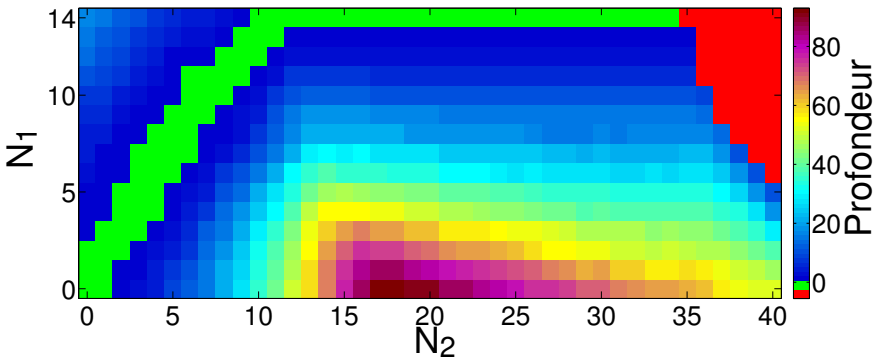


FIGURE 6.15 – *Profondeur des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$)
Les scénarios optimaux représentés en vert ont une profondeur nulle. Les scénarios infaisables sont indiqués en rouge.

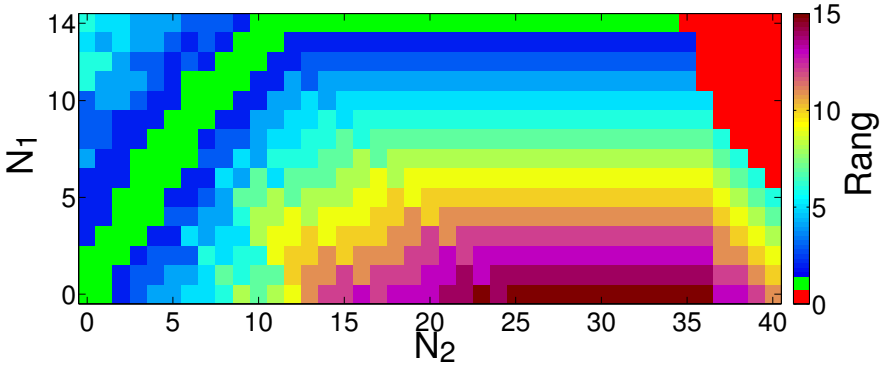


FIGURE 6.16 – *Rang des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$)
Les scénarios optimaux représentés en vert sont de rang 1. Les scénarios infaisables sont indiqués en rouge.

Résolution du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$)

Des calculs d'optimisation par algorithme génétique et essaim particulaire sont aussi effectués pour le problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$). La figure 6.17 classifie les scénarios évalués dans l'espace de décision lors de ces calculs. Certaines conclusions de l'étude précédente sont confirmées. Tout d'abord, le nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ augmente avec la taille de population P. Ce constat est propre à la définition du critère d'arrêt des méthodes et ne dépend donc pas du problème traité. Les figures 6.18 et 6.19 représentent les fronts de Pareto issus des différents calculs d'optimisation respectivement par algorithme génétique et essaim particulaire. Ces fronts indiquent une bonne convergence de l'essaim particulaire quelle que soit la taille de la population. De même, les solutions optimales issues des calculs par algorithme génétique s'améliorent avec l'augmentation de P.

La figure 6.20 compare les indicateurs de performance pour les calculs par algorithme génétique et essaim particulaire pour le problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$). L'augmentation de la taille de population P mène comme constaté précédemment vers une augmentation de $\mathcal{C}_{AG}/\mathcal{C}_{EP}$ et ainsi vers une augmentation de la contribution $\text{Cont}_{AG/EP}$ qui devient supérieure à 50% pour $P > 100$. De même, nous observons que les solutions optimales issues de l'essaim particulaire présentent une meilleure étendue que celles obtenues par algorithme génétique, en accord avec les résultats du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$). La définition de l'uniformité utilisée dans le cadre de ce travail n'est pas valable pour des fronts de Pareto discontinus. Cet indicateur n'est donc pas représenté sur la figure 6.20. En effet, le problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) admet un scénario optimal, (14,30), isolé des autres scénarios optimaux dans la zone et le front de Pareto. Le tableau 6.7 présente les nombres d'évaluations nécessaires pour les calculs d'optimisation du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) ainsi que les contributions des fronts obtenus. Comme pour l'étude du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$), nous retenons les $\min(\mathcal{C}_{\text{AG}},\mathcal{C}_{\text{EP}})$ premières évaluations du calcul d'optimisation par algorithme génétique ou essaim particulaire qui présentent le nombre d'évaluations le plus élevé. Le tableau 6.8 présente les nouvelles contributions obtenues. Ces contributions sont représentées avec les rapports des étendues et uniformités sur la figure 6.21. Les contributions et étendues obtenues pour la résolution du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) traduisent toutes une meilleure performance de l'essaim particulaire.

La profondeur et le rang des scénarios possibles sont représentés sur les figures 6.22 et 6.23. Les scénarios de plus mauvaise qualité selon les critères sont ceux avec $26 \leq N_1 + N_2 \leq 38$. En effet, ces scénarios sont ceux qui présentent une consommation d'uranium naturel comprise entre $6{,}9.10^5$ et $8{,}5.10^5$ t (cf. figure 6.9) et sont donc tous dominés par un grand nombre de scénarios avec $m_{\text{Unat}} < 6{,}9.10^5$ t.

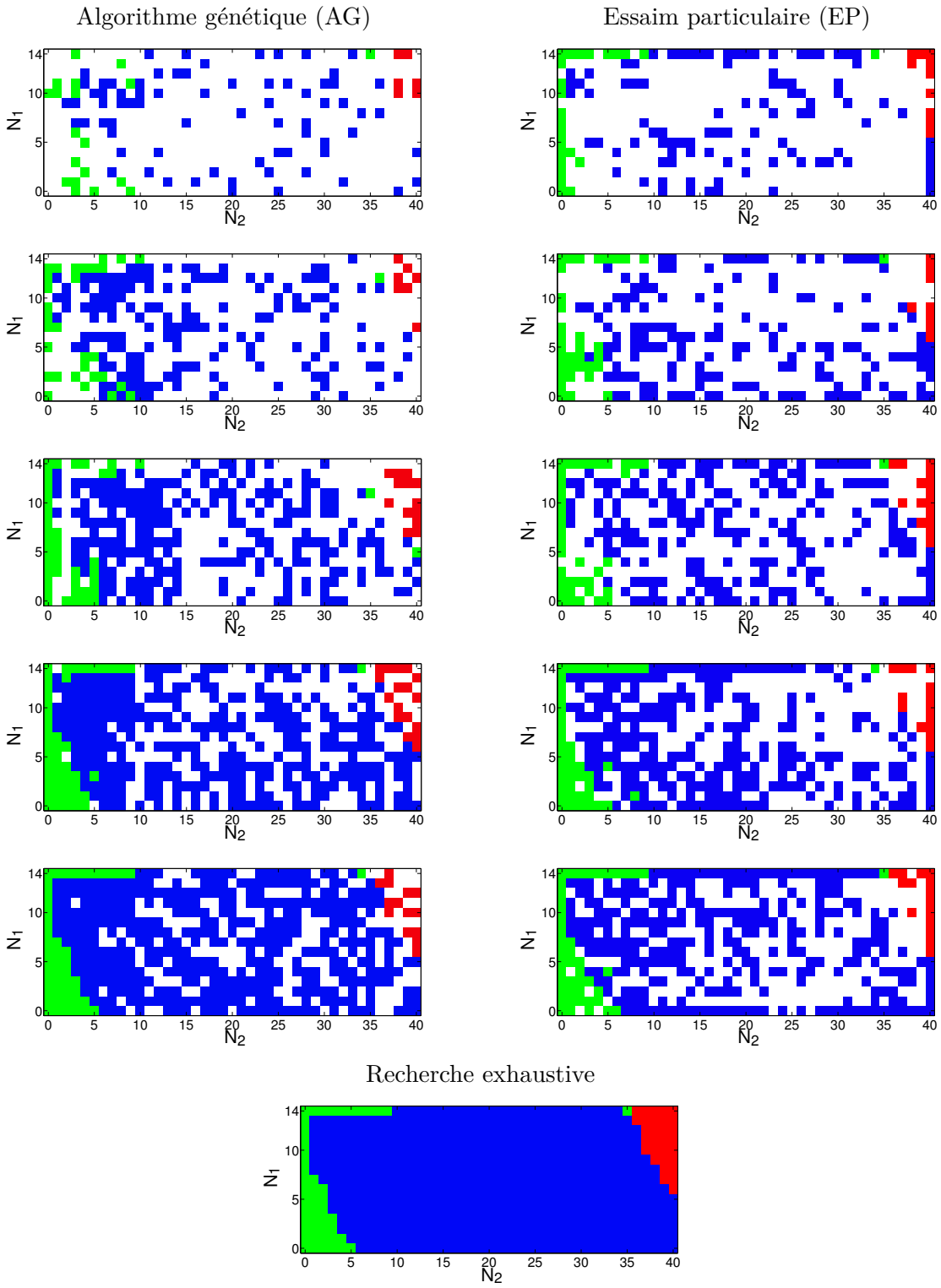


FIGURE 6.17 – *Classification des scénarios évalués par l'algorithme génétique et l'essaim particulaire dans l'espace de décision pour le problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) *avec* $P = 30$, *50, 100, 200 et 300 (de haut en bas)*

Les scénarios dominés et optimaux sont respectivement colorés en bleu et vert. Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace de décision, sont indiqués en rouge. La classification théorique est rappelée sur la figure du bas.

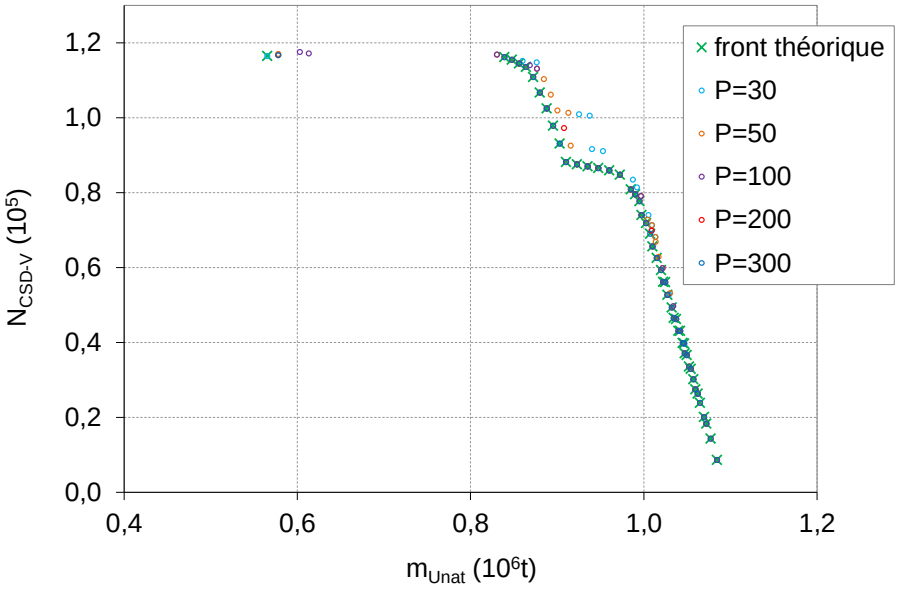


FIGURE 6.18 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) obtenus par algorithme génétique pour différentes tailles de population P*

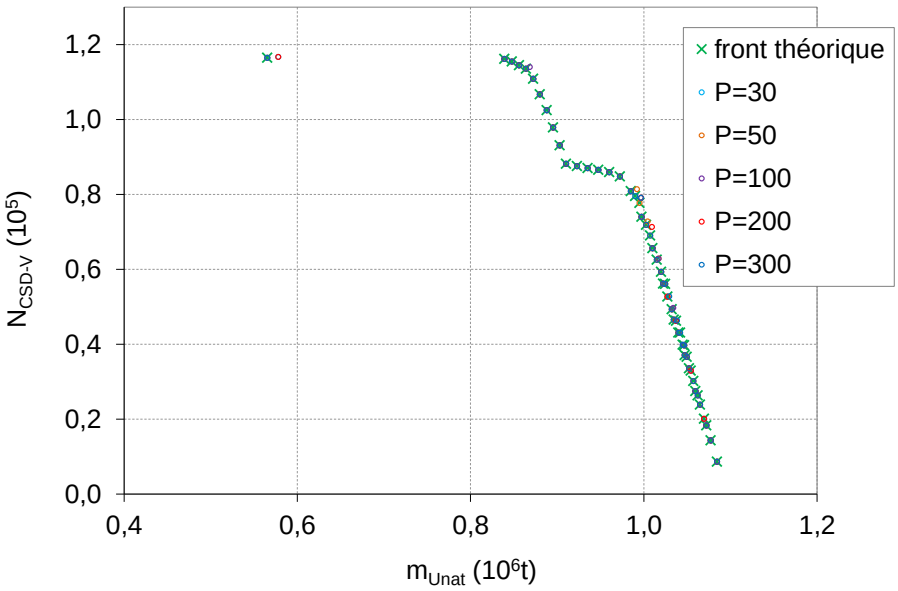


FIGURE 6.19 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) obtenus par essaim particulaire pour différentes tailles de population P*

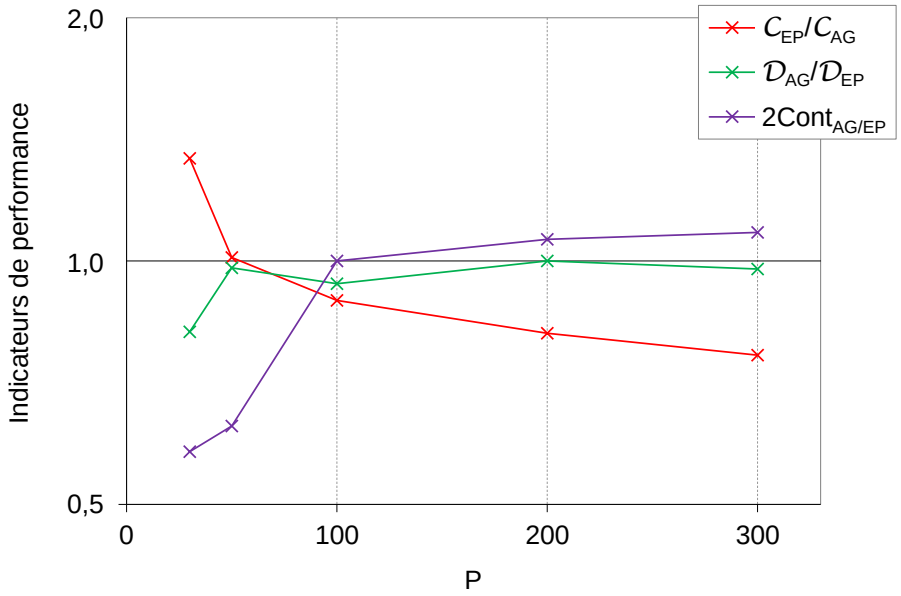


FIGURE 6.20 – *Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ *obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population* P

P	$\mathcal{C}_{\text{AG}}$	$\mathcal{C}_{\text{EP}}$	$\text{Cont}_{\text{AG/EP}}$
30	97	130	29,0%
50	191	193	31,3%
100	282	252	50,0%
200	387	315	53,2%
300	446	341	54,3%

TABLEAU 6.7 – *Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ *obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population* P

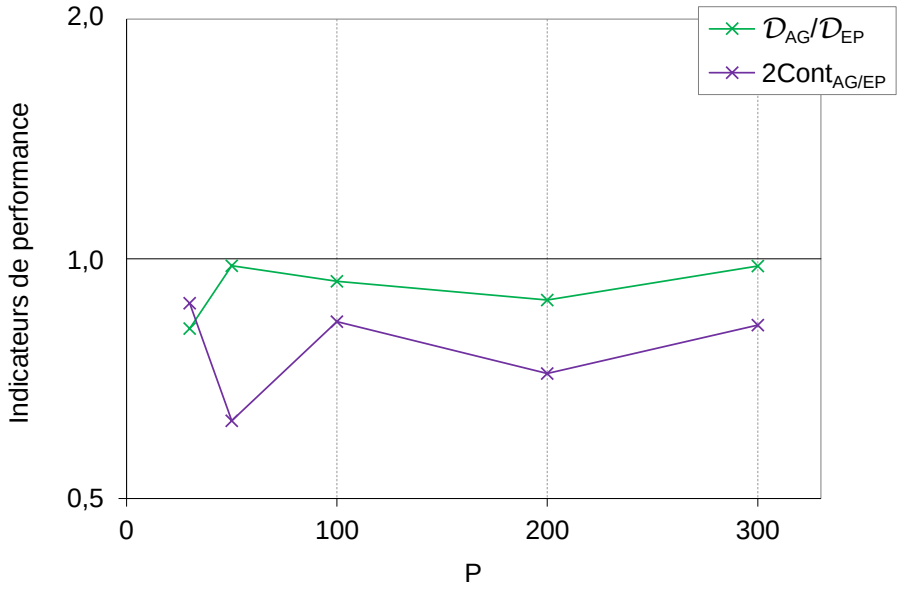


FIGURE 6.21 – *Comparaison des indicateurs de performance des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$*

P	$\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$	$\text{Cont}_{\text{AG/EP}}$
30	97	44,0%
50	191	31,3%
100	252	41,7%
200	315	35,9%
300	341	41,3%

TABLEAU 6.8 – *Nombre d'évaluations et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P avec $\mathcal{C}_{\text{AG}} = \mathcal{C}_{\text{EP}}$*

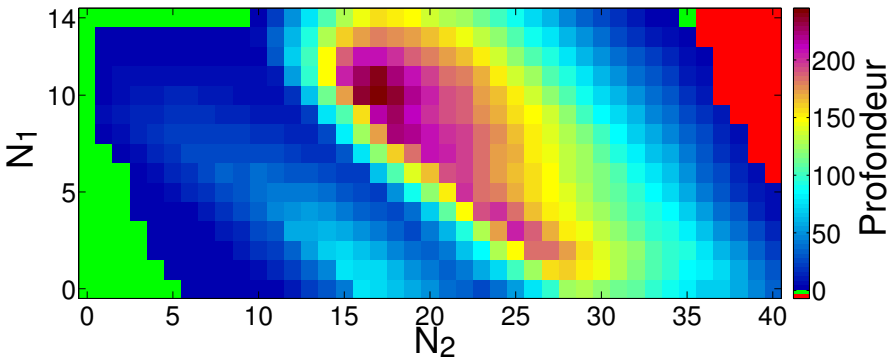


FIGURE 6.22 – *Profondeur des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$)
Les scénarios optimaux représentés en vert ont une profondeur nulle. Les scénarios infaisables sont indiqués en rouge.

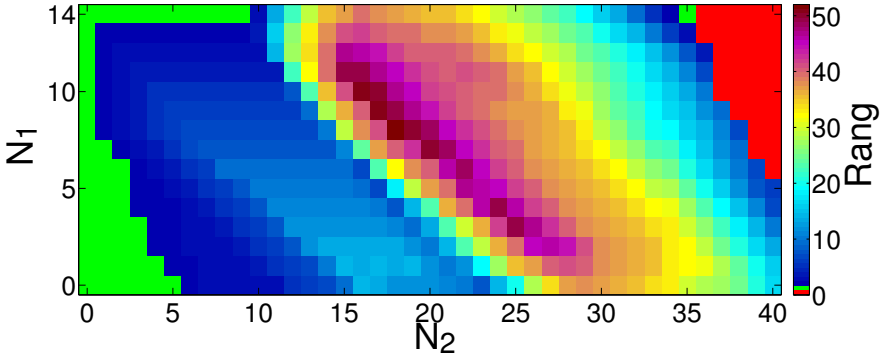


FIGURE 6.23 – *Rang des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$)
Les scénarios optimaux représentés en vert sont de rang 1. Les scénarios infaisables sont indiqués en rouge.

6.2.4. Importance de la stratégie de retraitement

Retraitement dans le scénario (14,30) pour les stratégies $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ et $\mathcal{R}_{\text{REP}}$

Les études précédentes illustrent le net impact de la stratégie de retraitement sur le nombre de colis de déchets vitrifiés produits au cours du scénario (cf. figures 6.4 p.108 et 6.7 p.110). Les figures 6.24 et 6.25 représentent l'évolution des quantités annuelles retraitées par type d'assemblage pour le scénario (14,30) respectivement avec les stratégies de retraitement $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ et $\mathcal{R}_{\text{REP}}$. Ces figures illustrent la dépendance du nombre de colis de déchets produits selon le type d'assemblages retraités. L'utilisation de la stratégie $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ induit un grand nombre de combustibles usés retraités lors des 2 périodes de renouvellement du parc en 2020-2050 et 2080-2110. Ces phases de démarrage nécessitent la fabrication de tous les assemblages neufs en quantité plus élevée, d'un facteur égal au fractionnement du cœur, qu'en phase de fonctionnement nominal du réacteur. En effet, le démarrage d'un réacteur nécessite un chargement complet du cœur alors que les phases de déchargement/chargement entre chaque cycle d'irradiation nécessitent le chargement du cœur à hauteur de l'inverse du fractionnement. Le retraitement important d'assemblages usés REP, avec une teneur en plutonium fissile plus faible que les assemblages RNR MOX, conduit à une forte production de colis de déchets vitrifiés. En conclusion, cette stratégie implique une quantité élevée d'assemblages REP UOX disponible pour être retraitée en phase 2. L'utilisation de la stratégie $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ implique une masse d'assemblages retraités plus faible pendant la phase 2. En effet, le retraitement des assemblages usés REP UOX est concentré principalement en phase 1. Une quantité importante d'assemblages RNR MOX est donc disponible pour le retraitement est ainsi disponible en phase 2. Pour les deux stratégies de retraitement, nous observons de grandes fluctuations dans les masses retraitées avec des conséquences économiques vis-à-vis du dimensionnement et de l'exploitation de l'usine de retraitement. Ces fluctuations soulignent que ces études ne sont pas représentatives d'une réalité industrielle. Cet aspect sera pris en compte dans la définition du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) (cf. §7.1 p.140).

Définition de la stratégie de retraitement $\mathcal{R}$

Nous proposons en conséquence à l'influence de la stratégie de retraitement sur la zone de Pareto de définir une stratégie généralisée, notée $\mathcal{R}$, qui tient compte des lignes de traitement des stratégies $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ et $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ avec différentes proportions. Le tableau 6.9 présente cette stratégie en introduisant la variable p qui dénote la proportion de la ligne de traitement correspondant à la stratégie $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ (cf. §4.3.3 p.67 pour la définition d'une stratégie de retraitement dans COSI). Ainsi, la stratégie $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ correspond à la stratégie $\mathcal{R}$ avec $p = 100\%$ et la stratégie $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ correspond à la stratégie $\mathcal{R}$ avec $p = 0\%$. L'introduction de cette variable p permet l'utilisation simultanée des stratégies $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ et $\mathcal{R}_{\text{REP}}$ pour éventuellement atteindre des scénarios optimaux qui dominent ceux obtenus avec l'utilisation d'une seule stratégie.

Ordre de disponibilité	Proportion	Ordre de priorité
Chronologique	p (%)	RNR MOX → REP MOX → REP UOX → REP URE
Chronologique	$100 - p$ (%)	REP MOX → REP UOX → REP URE → RNR MOX

TABLEAU 6.9 – *Stratégie de retraitement $\mathcal{R}$ du scénario d'étude*

À titre d'illustration, les figures 6.26 et 6.27 représentent la zone et le front théorique du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{mixte}}$), $\mathcal{R}_{\text{mixte}}$ correspondant à la stratégie $\mathcal{R}$ avec $p = 50\%$. Ces

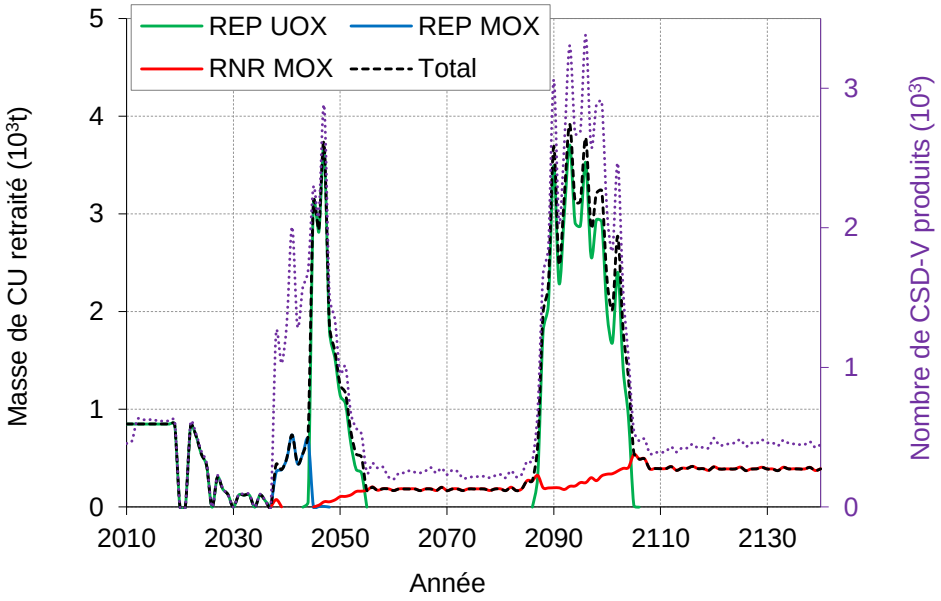


FIGURE 6.24 – *Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario* (14,30) *avec la stratégie de retraitement* $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$

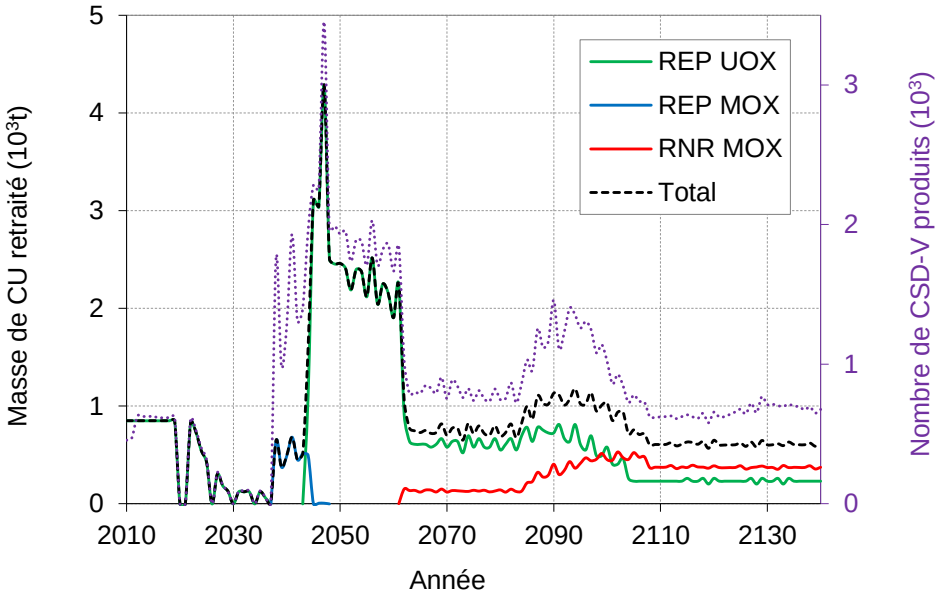


FIGURE 6.25 – *Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario* (14,30) *avec la stratégie de retraitement* $\mathcal{R}_{\text{REP}}$

résultats montrent une dégradation globale des solutions possibles du problème quand p diminue. Cette proposition est vérifiée à l'aide notamment de la figure 6.28 qui représente la fonction objectif $N_{\text{CSD-V}}$ en fonction de la proportion p pour le scénario (14,30). Nous avons aussi vérifié l'allure décroissante de $N_{\text{CSD-V}}$ pour tous les scénarios possibles (N_1, N_2) dans leur domaine de faisabilité. La stratégie $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ est donc optimale vis-à-vis du problème ($\mathcal{A}$) en considérant une unique stratégie de retraitement de 2010 à 2140.

6.3. Problème ($\mathcal{B}$) : optimisation préliminaire de la stratégie de retraitement

6.3.1. Définition du problème d'optimisation

Les résultats de l'étude du problème d'optimisation ($\mathcal{A}$) illustrent l'influence de la stratégie de retraitement sur les scénarios optimaux. Nous proposons dans cette partie d'optimiser en plus du nombre de RNR déployés, la stratégie $\mathcal{R}$ définie pour plusieurs périodes. En effet, la définition de la stratégie de retraitement doit être variable entre 2010 et 2140 pour être adaptée à la stratégie de déploiement de RNR adoptée. Nous définissons dans un nouveau problème d'optimisation, noté ($\mathcal{B}$), quatre périodes i faisant chacune intervenir un paramètre p_i de la stratégie générale $\mathcal{R}$. Ces proportions p_i sont des variables d'optimisation du problème. Les quatre périodes définies dans ce problème sont les suivantes :

1. 2020-2052 : période de renouvellement du parc actuel par des EPR ou RNR (englobe la phase 1) ;
2. 2052-2078 : période de fonctionnement nominal des nouveaux réacteurs ;
3. 2078-2112 : période de renouvellement du parc EPR/RNR par de nouveaux réacteurs (englobe la phase 2) ;
4. 2112-2140 : période de fonctionnement nominal des nouveaux réacteurs.

Nous rappelons que le retraitement s'opère sans limitation de la capacité effective de retraitement. De même, nous introduisons une contrainte supplémentaire lors du calcul d'optimisation qui est qu'au moins un RNR doit être déployé dans le scénario ($N_1 + N_2 \neq 0$). En effet, l'évaluation du scénario $(0, 0)$, qui minimise la production de colis de déchets vitrifiés, ne dépend pas de la stratégie de retraitement qui est optimisée. Un calcul d'optimisation du problème ($\mathcal{B}$) qui considère ce scénario converge vers un grand nombre de scénarios $(0, 0)$ avec des proportions p_i différentes et empêche l'évaluation d'autres scénarios d'intérêt. Le scénario $(0, 0)$ est donc reconnu comme un scénario optimal du problème ($\mathcal{B}$) mais n'est pas évalué dans les calculs d'optimisation présentés dans cette partie. Le problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) s'écrit alors

$$
(\mathcal{B}) \left\{ \begin{array}{lll}
\text{min.} & m_{\text{Unat}}(.) & \text{masse cumulée d'uranium naturel consommé} \\
 & N_{\text{CSD-V}}(.) & \text{nombre cumulé de CSD-V produits} \\
\text{avec} & N_1 \in [0\,;14] & \text{nombre de RNR déployés en phase 1} \\
 & N_2 \in [0\,;40] & \text{nombre de RNR déployés en phase 2} \\
 & p_1 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 1} \\
 & p_2 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 2} \\
 & p_3 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 3} \\
 & p_4 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 4} \\
\text{s.c.} & m_{\text{Pu-}}(.) = 0 \text{ t} & \text{déficit cumulé en plutonium}
\end{array} \right. \quad . \tag{6.2}
$$

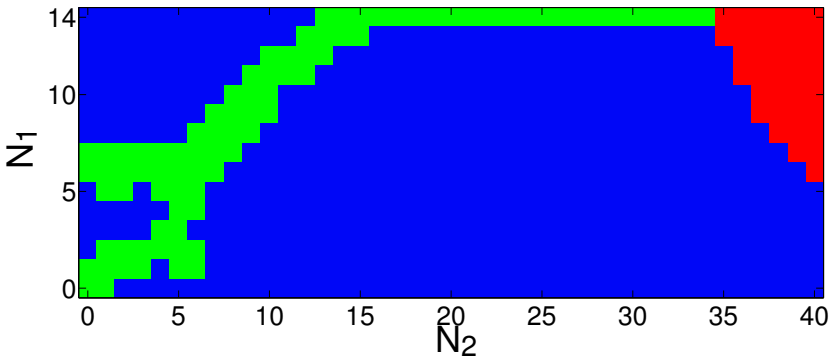


FIGURE 6.26 – *Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{mixte}})$ *(p =50%) dans l'espace de décision*
Les scénarios dominés sont colorés en bleu. La zone de Pareto est colorée en vert. Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace de décision, sont indiqués en rouge.

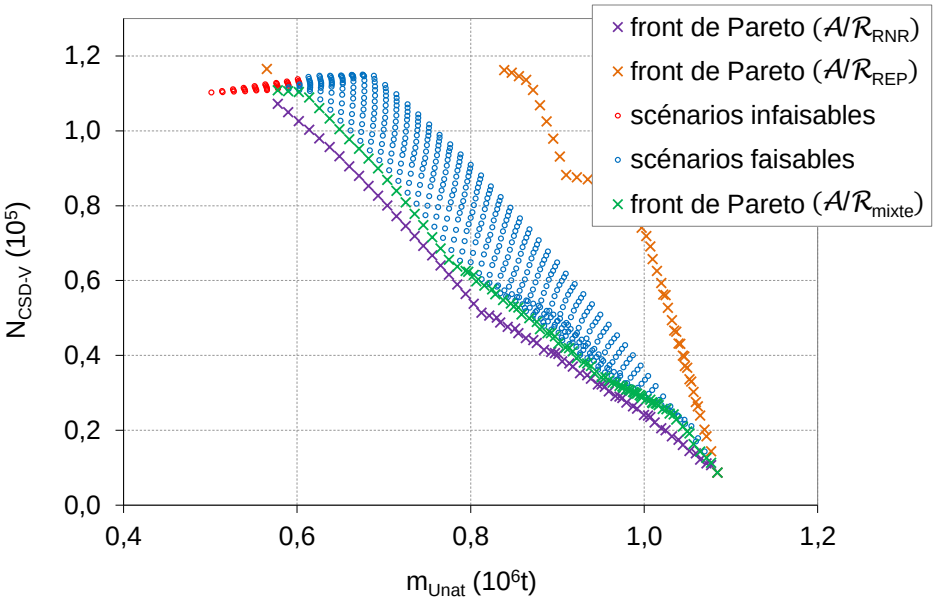


FIGURE 6.27 – *Classification théorique des scénarios possibles du problème d'optimisation* $(\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{mixte}})$ *(p =50%) dans l'espace des objectifs*
Les scénarios infaisables, qui par définition ne font pas partie de l'espace des objectifs, sont indiqués en rouge.

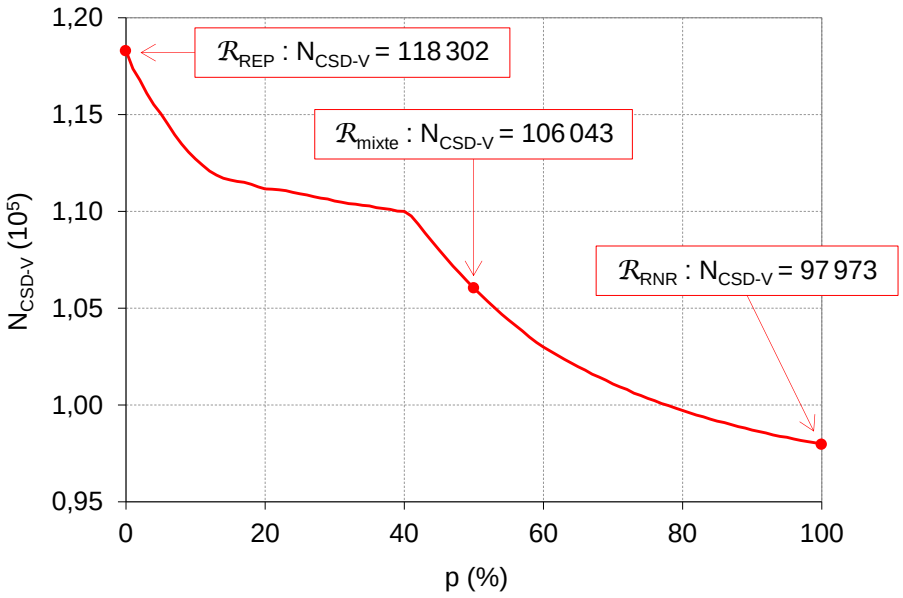


FIGURE 6.28 – *Nombre de colis de déchets $N_{CSD\text{-}V}$ du scénario* (14,30) *en fonction de la proportion p de la stratégie de retraitement $\mathcal{R}$*

6.3.2. Interprétation des scénarios optimaux

Nous souhaitons présenter dans cette partie les scénarios optimaux théoriques du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$). Ces solutions ne peuvent être déterminées par recherche exhaustive car le problème est continu [2]. Nous choisissons ainsi de regrouper l'ensemble des évaluations des différents calculs d'optimisation présentés dans les sections 6.3.3 et 6.3.4 pour en déduire les scénarios optimaux approchés. La figure 6.29 représente une projection des scénarios évalués selon N_1 et N_2 et indique pour chaque scénario (N_1,N_2) s'il peut être optimal, seulement faisable ou toujours infaisable. La zone de Pareto approchée projetée dans le plan (N_1, N_2) est similaire à la zone théorique du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) (cf. figure 6.5). En effet, la majeure partie des valeurs prises par les variables p_i pour les scénarios optimaux est de 100%. Plus précisément, les scénarios optimaux avec $N_1 + N_2 \leq 25$ ont pour proportions $p_1 \in [0\,;28]\%$ et $p_2 = p_3 = p_4 = 100\%$. Les scénarios optimaux avec $N_1 + N_2 > 25$ ont quant à eux pour proportions $p_1 \in [5\,;25]\%$, $p_2 \in [25\,;40]\%$ et $p_3 = p_4 = 100\%$. En effet, le front de Pareto approché du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) est très proche de celui du problème $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ (cf. figure 6.30).

La figure 6.31 représente l'évolution de la capacité effective de retraitement pour le scénario optimal (14,30) ($p_1 = 12\%$, $p_2 = 32\%$ et $p_3 = p_4 = 100\%$) du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$). La production annuelle de colis de déchets vitrifiés pour ce scénario est comparée à celle du scénario (14,30) du problème d'optimisation ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) sur la figure 6.32. Cette figure montre une production accrue de colis de déchets vitrifiés dans la période 2 (2052-2078) pour le problème ($\mathcal{B}$). Cette production supplémentaire provient du retraitement partiellement prioritaire des assemblages usés REP, contrairement au retraitement prioritaire des assemblages usés RNR MOX pour la stratégie $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$. L'économie d'assemblages usés RNR MOX non retraités pour le problème ($\mathcal{B}$) induit un retard d'environ 5 ans sur le début du retraitement des assemblages REP (en 2090

2. Même dans le cas d'une discrétisation fine des valeurs prises par les proportions p_i, définies par exemple par dizaines de pour cent, le nombre de scénarios possibles est de 8 989 574 (614×11^4). Ce nombre est trop élevé pour envisager une recherche exhaustive des scénarios optimaux de ce problème.

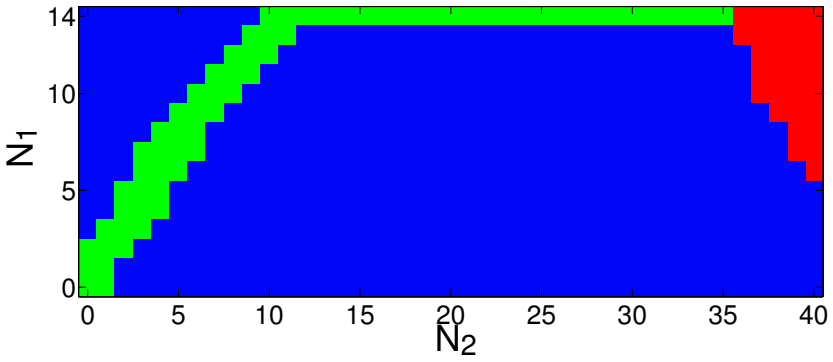


FIGURE 6.29 – *Classification approchée des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{B}$) *selon les variables* N_1 *et* N_2

Les scénarios (N_1,N_2) *qui peuvent être optimaux sont colorés en vert. Les scénarios qui peuvent être faisables sans être optimaux sont colorés en bleu. Les scénarios qui sont toujours infaisables sont colorés en rouge.*

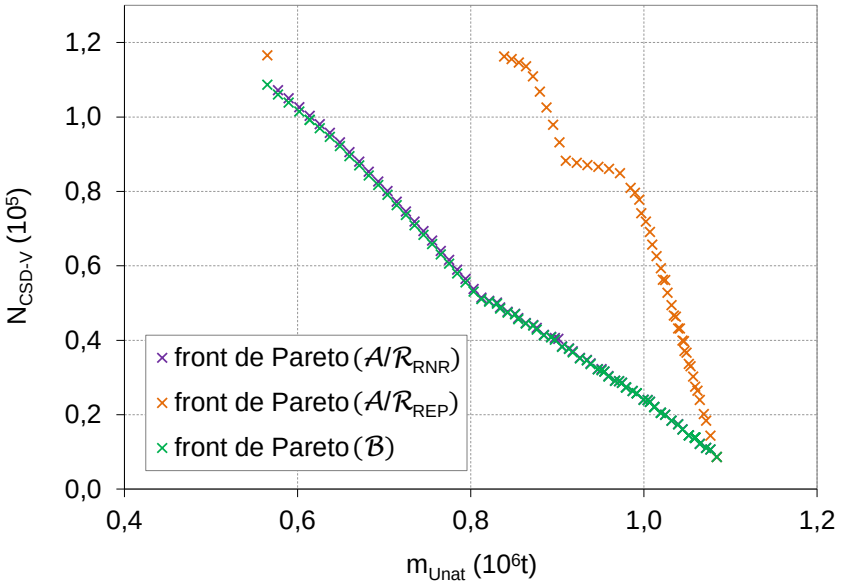


FIGURE 6.30 – *Front de Pareto approché du problème d'optimisation* ($\mathcal{B}$)

au lieu de 2085) pendant la phase 2 où s'applique la stratégie de retraitement $\mathcal{R}_{\text{RNR}}$ ($p = 100\%$). Ce retard permet une diminution de la production de colis de déchets pour le problème ($\mathcal{B}$) qui surpasse l'augmentation constatée sur la période 2. Finalement, nous obtenons $N_{\text{CSD-V}} = 97\,973$ pour le scénario (14,30) du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) et $N_{\text{CSD-V}} = 96\,906$ pour le scénario (14,30) optimal du problème $\mathcal{B}$. Le retraitement anticipé d'assemblages usés REP UOX, permettant la sauvegarde d'assemblages disponibles RNR MOX qui sont retraités lors de la phase 2, est donc bénéfique vis-à-vis de la production de CSD-V.

Comme indiqué précédemment, les scénarios optimaux avec $N_1 + N_2 \leq 25$ ont une proportion en période 2 égale à 100%, alors que les scénarios optimaux avec $N_1 + N_2 > 25$ ont $p_2 \in [25\,;40]\%$. La figure 6.33 illustre cette diminution des proportions p_1 et p_2, supposées ici égales, qui permettent de minimiser $N_{\text{CSD-V}}$ quand $N_1 + N_2$ augmente.

6.3.3. Application des métaheuristiques

Nous proposons dans cette partie d'identifier l'impact de la taille de population P sur les fronts de Pareto obtenus pour plusieurs calculs d'optimisation. À la différence de l'étude présentée dans la section 6.2.3, plusieurs calculs d'optimisation par algorithme génétique et essaim particulaire sont effectués pour une même taille de population. Ces calculs permettent d'estimer la variation des indicateurs de performance et ainsi de confirmer certaines des observations précédentes. Ainsi, cinq calculs d'optimisation sont effectués pour chaque taille de population P (20, 30, 50, 70 et 100) et métaheuristique considérée (algorithme génétique et essaim particulaire). La figure 6.34 compare les indicateurs de performance pour les calculs par algorithme génétique et essaim particulaire. Nous rappelons qu'un indicateur de valeur supérieure à 1 indique une meilleure performance de l'algorithme génétique sur cet indicateur. L'observation principale de cette figure est la meilleure contribution de l'essaim particulaire pour $P \leq 70$ au prix d'un nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ plus élevé. Si cette figure ne permet pas de conclure sur la comparaison des métaheuristiques selon leur performance d'uniformité et de convergence, nous observons comme pour les études précédentes (cf. figures 6.13 et 6.20) une meilleure étendue de l'essaim particulaire.

Les figures 6.35 et 6.36 représentent respectivement l'évolution en fonction de la taille de population du nombre d'évaluations et de la convergence d'une part et des indicateurs de diversité d'autre part (étendue et uniformité). Nous observons tout d'abord sur la figure 6.35 que le nombre d'évaluations évolue de manière exponentielle avec la taille de population. Ce constat est en accord avec les études précédentes. De plus, la convergence tend globalement à augmenter avec la taille de population. Cette observation contredit l'hypothèse d'une amélioration de la convergence avec l'augmentation du nombre d'évaluations. En effet, les évaluations effectuées au cours d'un calcul d'optimisation ne sont pas toutes équivalentes vis-à-vis de leur contribution au front de Pareto. Les premiers scénarios évalués sont exploratoires alors que les derniers exploitent les scénarios optimaux actuels. Les scénarios optimaux sont alors principalement déterminés par les dernières évaluations du calcul d'optimisation. Un nombre élevé d'évaluations présente une probabilité plus élevée pour un calcul de différer dans son processus d'exploitation par rapport à un autre calcul. Cet effet présente un impact important sur la convergence de la méthode avec différents fronts de Pareto assez proches selon leur évaluation, mais non équivalents selon leur contribution. Nous rappelons que la mesure de contribution et donc de la convergence ne dépend pas de la distance sur l'espace des objectifs de plusieurs fronts de Pareto, mais seulement de la dominance globale de leurs solutions. Nous observons ensuite sur la figure 6.36 que les indicateurs de diversité s'améliorent avec l'augmentation de la taille de population.

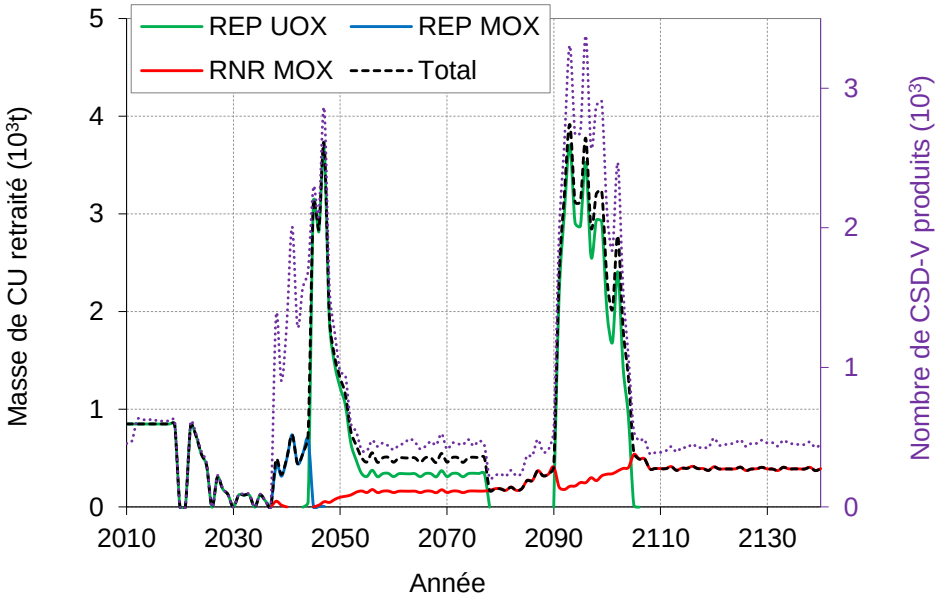


FIGURE 6.31 – *Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario optimal* (14,30) *du problème d'optimisation* ($\mathcal{B}$)

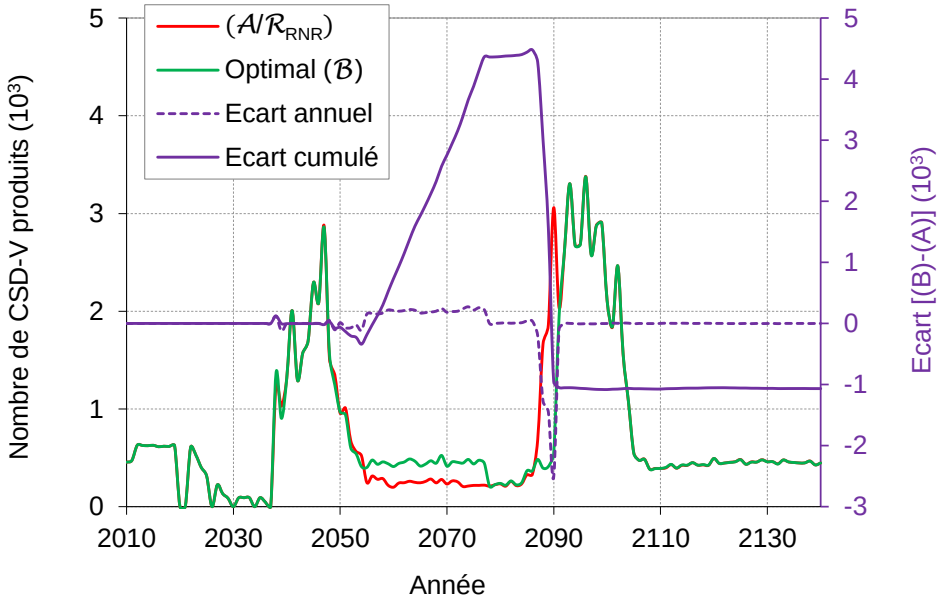


FIGURE 6.32 – *Écart sur la production de colis de déchets vitrifiés entre les scénarios optimaux* (14,30) *des problèmes d'optimisation* ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\mathrm{RNR}}$) *et* ($\mathcal{B}$)

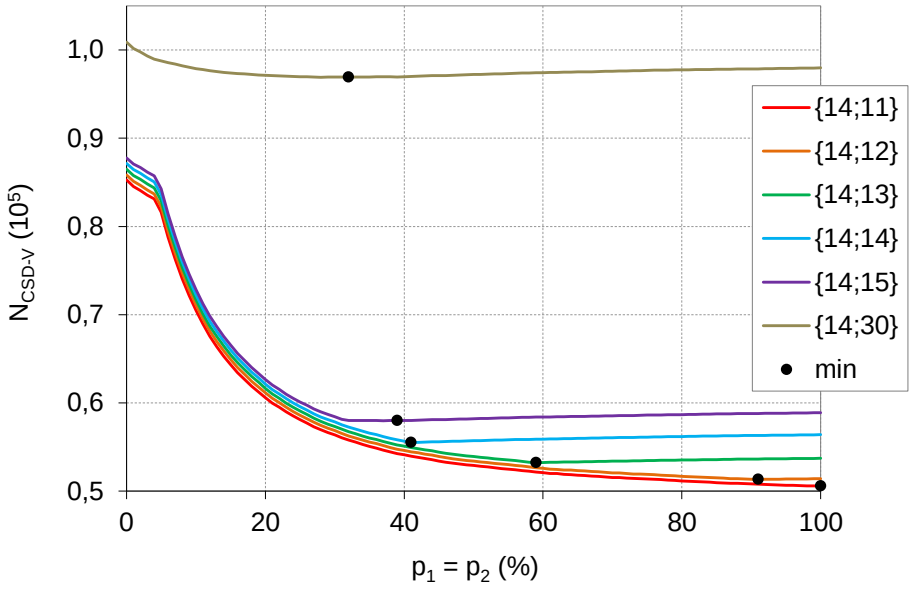


FIGURE 6.33 – *Nombre de colis de déchets $N_{CSD\text{-}V}$ pour plusieurs scénarios avec $N_1 = 14$ en fonction des proportions p_1 et p_2 supposées égales ($p_3 = p_4 = 100\%$)*

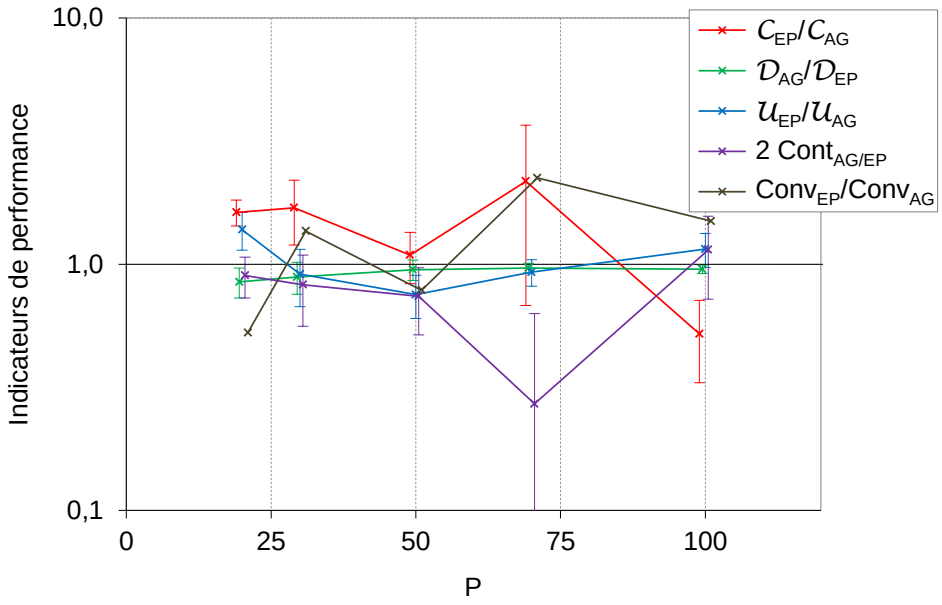


FIGURE 6.34 – *Comparaison des indicateurs de performance ($\pm\sigma$) des fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire pour différentes tailles de population P*

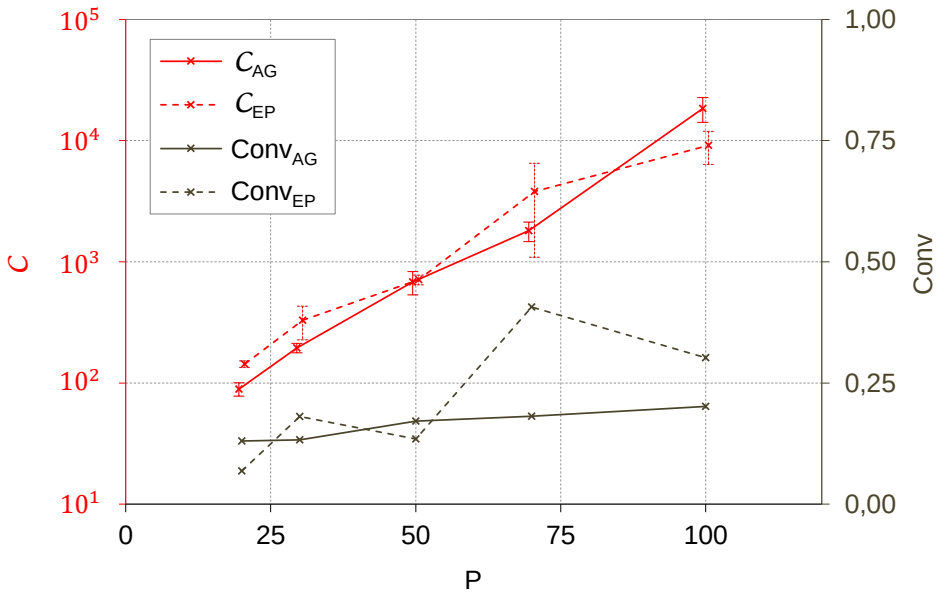


FIGURE 6.35 – *Nombre d'évaluations $\mathcal{C}$ et convergence* Conv *$(\pm\sigma)$ des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{B})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire en fonction de la taille de population P*

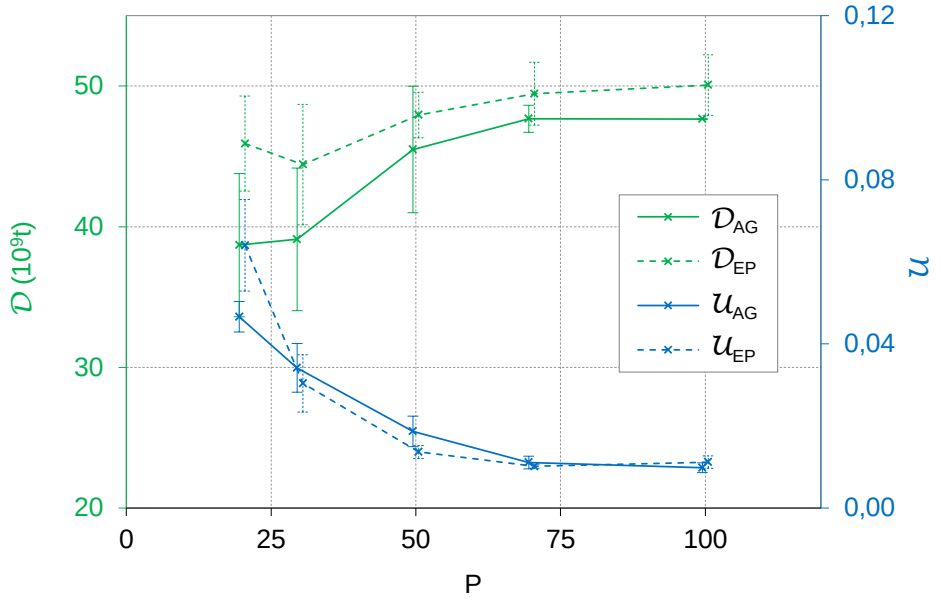


FIGURE 6.36 – *Indicateurs de diversité $\mathcal{D}$ et $\mathcal{U}$ $(\pm\sigma)$ des fronts de Pareto du problème d'optimisation $(\mathcal{B})$ obtenus par algorithme génétique et essaim particulaire en fonction de la taille de population P*

6.3.4. Analyse de sensibilité des paramètres de l'algorithme génétique

Les paramètres de l'algorithme génétique autres que la taille de population sont jusqu'ici fixés à leur valeur par défaut (cf. §4.1.2 p.60). Néanmoins, selon le problème traité, d'autres jeux de valeurs peuvent présenter de meilleures performances. Nous proposons ici de mener une première étude de sensibilité qualitative des paramètres de l'algorithme génétique sur la performance du front de Pareto obtenu pour le problème ($\mathcal{B}$). La mutation sert principalement à éviter une convergence prématurée du processus et non à explorer l'espace. Ce paramètre doit donc rester relativement faible et est fixé ici à sa valeur par défaut ($p_M = 0{,}01$). Dans cette étude, les taux de survie s et d'homozygotie p_H peuvent chacun prendre les valeurs 0,1, 0,3, 0,5, 0,7 et 0,9 pour un total de 25 jeux de valeurs différents. La taille de population est quant à elle fixée à $P = 50$. En vue d'évaluer la convergence et de présenter la variation des indicateurs de performance, cinq calculs d'optimisation sont effectués pour chaque jeu de valeurs. Les indicateurs associés aux résultats des calculs d'optimisation sont représentés sur la figure 6.37. Dans cette étude, l'ensemble des scénarios optimaux Ω_i^* résultant des cinq calculs d'optimisation ayant le même jeu de paramètres (p_H, s), indicé i, est évalué. La contribution de ces ensembles à la zone totale $\Omega_{\text{tot}}^* = (\cup_{i=1}^{25} \Omega_i^*)^*$, notée $\text{Cont}_{i/\text{tot}}$ constituée des scénarios optimaux des 25 calculs d'optimisation est alors calculée. Nous précisons qu'une équivalence entre tous les fronts selon leur optimalité conduit à une valeur constante de la contribution : $\text{Cont}_{i/\text{tot}} = 1/25 = 0{,}04$.

Impact du taux d'homozygotie

Nous pouvons en premier lieu observer l'impact du taux d'homozygotie p_H sur le nombre d'évaluations moyen $\bar{\mathcal{C}}$. Plus p_H est faible, plus le nombre d'évaluations est élevé. En effet, un taux d'homozygotie qui diminue traduit une difficulté croissante à générer des individus viables, c'est-à-dire plus performants que l'individu le moins performant de la génération précédente. En d'autres termes, un taux d'homozygotie faible défavorise la définition d'individus différents, car les gènes de ces derniers sont ceux de leurs parents. Il s'ensuit alors un plus grand nombre d'évaluations avant convergence. Cette augmentation du nombre d'évaluations moyen $\bar{\mathcal{C}}$ avec la diminution du taux d'homozygotie conduit à une nette amélioration de la contribution des fronts. Afin de caractériser l'augmentation de $\text{Cont}_{i/\text{tot}}$ avec le nombre d'évaluations $\bar{\mathcal{C}}$, nous représentons la dépendance de $\text{Cont}_{i/\text{tot}}/\bar{\mathcal{C}}$ à p_H et s. Cet indicateur reste toujours plus élevé pour une faible valeur de p_H et suggère une évolution de type exponentielle de $\text{Cont}_{i/\text{tot}}$ avec $\bar{\mathcal{C}}$. En effet, les scénarios optimaux sont principalement déterminés par les dernières évaluations du calcul d'optimisation. Enfin, l'indicateur de convergence des calculs d'optimisation ne met pas en évidence de tendance significative selon le taux d'homozygotie. Cette analyse nous permet de comprendre le fonctionnement de l'algorithme génétique, mais ne permet pas de conclure définitivement sur le choix d'une valeur pour le paramètre p_H. Les résultats présentés indiquent tous une amélioration de la performance d'un front quand celui-ci a nécessité un plus grand nombre d'évaluations. Néanmoins, le nombre d'évaluations est dépendant au premier ordre de la taille de population P.

Impact du taux de survie

Le taux de survie s ne présente pas d'impact sur le nombre d'évaluations. En effet, plus le taux de survie est élevé, plus le nombre de générations nécessaires pour converger est élevé. Néanmoins, un nombre réduit de nouveaux individus est évalué par génération. Ce paramètre

doit rester suffisamment élevé pour éviter la convergence vers un front dégradé par la création d'enfants à partir d'un nombre restreint d'individus. Un taux de survie trop élevé peut aussi mener vers un front dégradé, car il empêche la création d'individus différents et donc la diversité génétique. En ce sens, une valeur du taux de survie élevée mène vers un nombre d'évaluations légèrement plus grand qu'une valeur faible. Nous recommandons suite à ce constat la définition d'une valeur médiane pour le taux de survie. Nous considérons la valeur par défaut $s = 0{,}4$ comme étant adaptée pour les études d'optimisation de scénarios par algorithme génétique. Le taux de variation $\sigma'(\mathcal{C})/\bar{\mathcal{C}}$ reste quant à lui globalement proche de 25%. L'étendue moyenne $\bar{\mathcal{D}}$ est globalement plus élevée pour de faibles valeurs de p_H. En effet, un front présente plus de chance d'avoir une grande étendue avec un grand nombre d'évaluations. Néanmoins, les matrices $\bar{\mathcal{D}}(p_H,s)$, $\bar{\mathcal{U}}(p_H,s)$ et les taux de variation associés ne permettent pas de formuler de recommandations. Nous pouvons noter l'augmentation globale de l'étendue $\mathcal{D}$ avec le nombre d'évaluations. En effet, nous rappelons qu'un nombre plus élevé d'évaluations présente plus de chance de fournir un front de Pareto de meilleure performance.

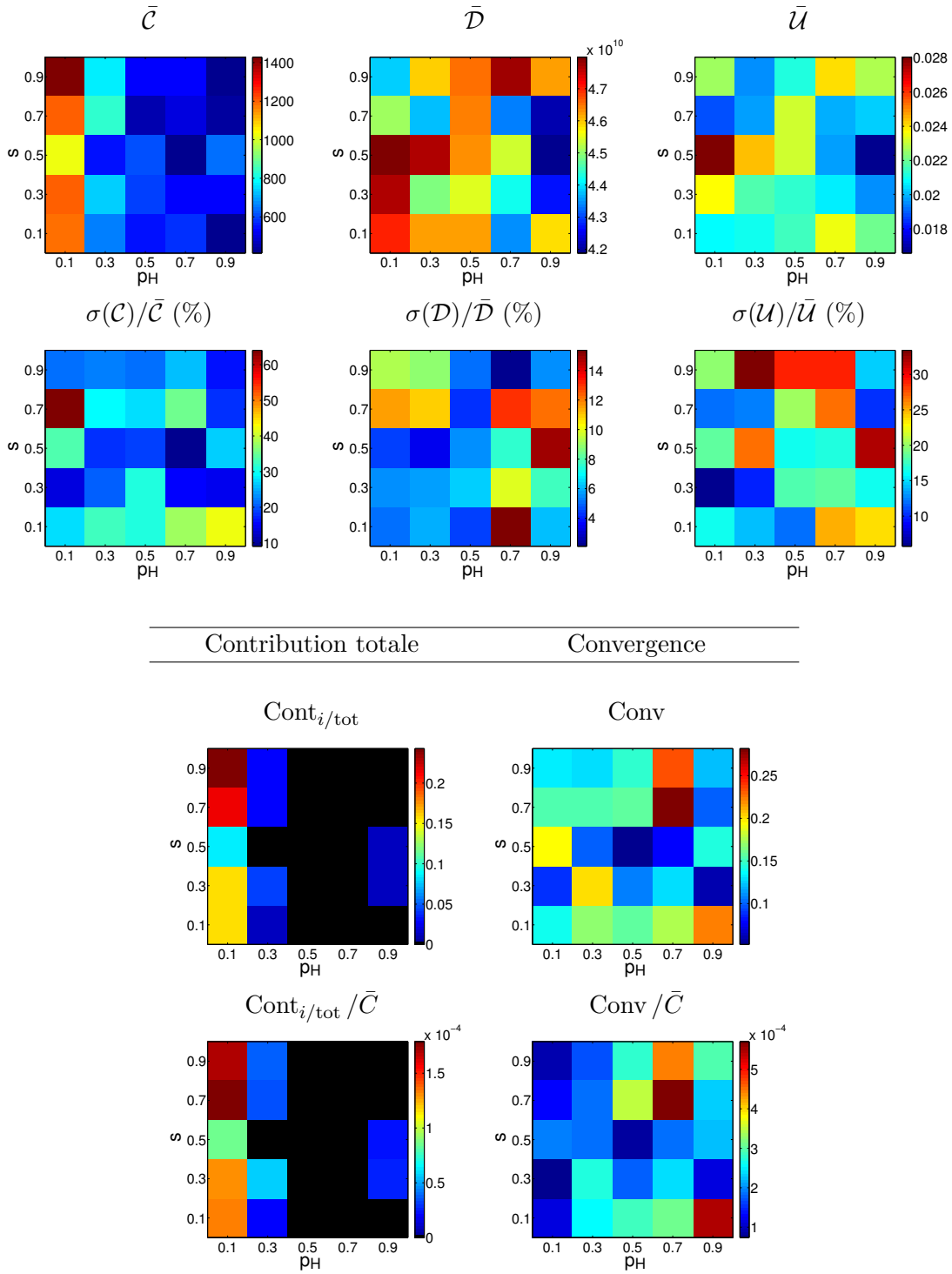


FIGURE 6.37 – *Indicateurs de performance de l'algorithme génétique en fonction des paramètres s et p_H pour le problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) avec $P = 50$*

Synthèse : Études d'optimisation par métaheuristiques

Approche incrémentale

Nous choisissons pour les études d'optimisation présentées de ne pas définir directement un problème complet, mais d'adopter un raffinement progressif du problème d'optimisation par l'ajout de variables. Une telle approche permet de faciliter l'interprétation des scénarios optimaux et de valider les métaheuristiques utilisées, ainsi que l'impact de leurs paramètres sur les résultats. Les calculs d'optimisation peuvent être comparés aux scénarios optimaux théoriques si une recherche exhaustive est possible.

Problèmes d'optimisation $(\mathcal{A})$ et $(\mathcal{B})$

Le problème $(\mathcal{A})$ considère uniquement comme variables de décision le nombre de RNR déployés pendant deux phases (2040-2050 et 2080-2110) N_1 et N_2. Ce problème concerne donc uniquement l'optimisation de la stratégie de déploiement de RNR avec une stratégie de retraitement définie. Les études montrent que les scénarios optimaux de ce problème sont sensibles à la stratégie de déploiement mise en œuvre. La meilleure stratégie de retraitement à ce stade est celle qui privilégie le retraitement des assemblages usés RNR MOX. L'optimisation du problème $(\mathcal{B})$ permet d'étudier plus en détail l'évolution de la stratégie optimale de retraitement par l'ajout de proportions au traitement pour différentes périodes comme variables de décision. Cette étude montre qu'il est plus favorable de privilégier le retraitement d'assemblages REP UOX avant la phase 2 et ainsi d'économiser le retraitement d'assemblages RNR MOX en prévision de la phase 2 de déploiement de RNR. Dans le chapitre suivant, d'autres variables liées au retraitement sont ajoutées afin de rendre plus réalistes d'un point de vue industriel les études de scénarios menées.

Impacts des paramètres des métaheuristiques sur les résultats

Des études de sensibilité des paramètres des métaheuristiques sont réalisées pour comprendre le fonctionnement de ces méthodes et identifier la méthode la plus efficace. Différents indicateurs sont évalués pour ces études : le nombre d'évaluations, l'étendue, l'uniformité, la contribution et la convergence du front de Pareto. La taille de population P qui est le paramètre commun à l'algorithme génétique et à l'essaim particulaire présente un impact élevé sur ces indicateurs. En effet, l'augmentation de la taille de population implique une augmentation du nombre d'évaluations $\mathcal{C}$. Un nombre d'évaluations plus élevé conduit alors généralement à une meilleure performance du front de Pareto vis-à-vis des autres indicateurs considérés. Les premières études comparatives de ce chapitre indiquent une meilleure performance de l'optimisation par essaim particulaire. Une étude supplémentaire consiste à étudier la sensibilité des paramètres supplémentaires de l'algorithme génétique. Nous constatons une augmentation du nombre d'évaluations avec la diminution du taux d'homozygotie p_H. L'impact du taux de survie s n'est pas caractéristique dans les études présentées. Les études ne permettent pas d'identifier une valeur de p_H adaptée. De plus, le fonctionnement de l'algorithme génétique est tel qu'une valeur médiane de s semble optimale. Nous choisissons ainsi de garder les valeurs par défaut pour ces paramètres : $s = 0{,}4$ et $p_H = 0{,}5$.

Chapitre 7

Choix d'une méthode d'optimisation

Le chapitre précédent présente des études d'optimisation par métaheuristiques de scénarios électronucléaires sur des problèmes de dimension réduite (2 à 6 variables). L'approche suivie dans le cadre de ce travail est incrémentale, c'est-à-dire que le problème est progressivement complexifié afin de le rendre de plus en plus réaliste et d'appuyer ou de formuler de nouvelles recommandations d'utilisation. Ainsi, un nouveau problème d'optimisation, noté $(\mathcal{C})$*, est défini. Contrairement aux problèmes* $(\mathcal{A})$ *et* $(\mathcal{B})$ *qui font intervenir une capacité de retraitement qui suit les besoins en fabrication d'assemblages MOX et présente donc des variations annuelles importantes, ce problème considère des capacités de retraitement constantes par périodes, qui définissent de nouvelles variables de décision. Les résultats du chapitre précédent illustrent l'amélioration de l'optimalité des solutions avec l'augmentation du nombre d'évaluations, à travers l'augmentation de la taille de population notamment. Nous proposons ici une approche différente où les calculs d'optimisation présentent tous environ le même nombre d'évaluations. Nous pouvons alors comparer différentes méthodes en évitant que les observations soient biaisées par les écarts sur le nombre d'évaluations.*

En premier lieu, le problème d'optimisation $(\mathcal{C})$ *est introduit (cf. §7.1). Comme pour le chapitre précédent, ce problème est tout d'abord optimisé par algorithme génétique et essaim particulaire, le nombre d'évaluations total du calcul étant ici imposé. La comparaison des performances de ces deux méthodes est ensuite présentée (cf. §7.2). Une nouvelle méthode d'optimisation est ensuite définie et testée (cf. §7.3). Cette méthode s'appuie sur plusieurs échantillonnages par LHS de scénarios. Quelle que soit la méthode utilisée, la complexification du problème d'optimisation (11 variables) implique un nombre d'évaluations plus élevé. Afin de pallier cette difficulté, l'intérêt de construire des métamodèles de COSI-A pour évaluer plus rapidement des scénarios est également discuté (cf. §7.4).*

Sommaire

7.1 Problème $(\mathcal{C})$: optimisation de la stratégie de retraitement 140
7.1.1 Définition du problème d'optimisation 140
7.1.2 Interprétation des scénarios optimaux 141
7.2 Comparaison des métaheuristiques 142
7.2.1 Optimisation par algorithme génétique 144
7.2.2 Optimisation par essaim particulaire 145
7.3 Recherches aléatoires imbriquées 149
7.3.1 Principe de fonctionnement 149
7.3.2 Application 150
7.4 Évaluation de scénarios par métamodèles de COSI-A 152
7.4.1 Présentation 152
7.4.2 Estimateur de la consommation d'uranium naturel 153
7.4.3 Estimateur de la production de colis de déchets vitrifiés 156
7.4.4 Perspectives 158

7.1. Problème ($\mathcal{C}$) : optimisation de la stratégie de retraitement

7.1.1. Définition du problème d'optimisation

Nous rappelons que le problème d'optimisation ($\mathcal{B}$) introduit quatre périodes au traitement qui considèrent chacune un mix différent d'assemblages usés à retraiter selon la proportion p (cf. §6.3.1 p.127). Ces proportions p_i, où i dénote la période considérée, sont des variables de décision. Les périodes définies sont rappelées ici :

1. 2020-2052 : renouvellement du parc actuel par des EPR ou RNR (englobe la phase 1) ;
2. 2052-2078 : fonctionnement nominal du parc ;
3. 2078-2112 : renouvellement du parc par des EPR ou RNR (englobe la phase 2) ;
4. 2112-2140 : fonctionnement nominal du parc.

Dans le cas des problèmes ($\mathcal{A}$) et ($\mathcal{B}$), les capacités en retraitement s'ajustent à la demande en plutonium et dépendent des assemblages usés disponibles. Les scénarios optimaux des problèmes précédents présentent ainsi des capacités fluctuantes (cf. figures 6.24 p.126, 6.25 p.126 et 6.31 p.132). Ces variations ne permettent pas de dimensionner des usines de retraitement. Pour des raisons économiques, il est plus rentable qu'une usine de retraitement soit exploitée autant que possible à son maximum. Les capacités effectives de traitement doivent alors être constantes sur de longues périodes de 30 à 40 ans. Nous définissons un nouveau problème d'optimisation, noté ($\mathcal{C}$), qui tient compte de ces contraintes significatives d'une réalité industrielle. Nous proposons d'introduire de nouvelles variables de décision, notées c_i, qui définissent la capacité annuelle d'assemblages usés retraités (en tonnes de métaux lourds) pour chaque période i. La capacité annuelle des usines n'est donc plus définie selon les besoins en traitement annuels. Ainsi, les matières séparées ne sont pas nécessairement utilisées pour la fabrication d'assemblages neufs dès qu'elles sont disponibles et sont alors temporairement stockées. De 2020 à 2038, le retraitement des assemblages usés doit permettre :

- la fabrication d'assemblages neufs REP MOX pour certains réacteurs CPY du parc actuel ;
- l'accumulation, dans la limite des capacités d'entreposage, de matières valorisables pour la fabrication future d'assemblages RNR MOX.

Les matières séparées utilisées dans le premier cas doivent être issues d'assemblages usés REP UOX uniquement. Nous introduisons alors une nouvelle variable de décision, notée $\alpha \in [0\,;1]$, qui définit la part de la capacité dédiée au retraitement d'assemblages REP UOX uniquement pour la fabrication d'assemblages neufs REP MOX. Ainsi, de 2020 à 2038, le retraitement d'assemblages REP UOX est effectué à hauteur d'une capacité αc_1 tandis qu'une capacité $(1-\alpha)c_1$ est appliquée à la stratégie de retraitement $\mathcal{R}$ en vue d'alimenter les RNR. La figure 7.1 illustre le retraitement mis en œuvre dans les scénarios du problème ($\mathcal{C}$). Avec les nouvelles variables de décision définies,

le problème d'optimisation (𝒞) s'écrit

$$(\mathcal{C}) \begin{cases} \min. & m_{\text{Unat}}(.) & \text{masse cumulée d'uranium naturel consommé} \\ & N_{\text{CSD-V}}(.) & \text{nombre cumulé de CSD-V produits} \\ \text{avec} & N_1 \in [0\,;14] & \text{nombre de RNR déployés en phase 1} \\ & N_2 \in [0\,;40] & \text{nombre de RNR déployés en phase 2} \\ & p_1 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 1} \\ & p_2 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 2} \\ & p_3 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 3} \\ & p_4 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 4} \\ & \alpha \in [0\,;100]\% & \text{proportion de } c_1 \text{ dédiée au retraitement de CU UOX} \\ & c_1 \in [0\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 1} \\ & c_2 \in [0\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 2} \\ & c_3 \in [0\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 3} \\ & c_4 \in [0\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 4} \\ \text{s.c.} & m_{\text{Pu-}}(.) = 0\ \text{t} & \text{déficit cumulé en plutonium} \end{cases} . \tag{7.1}$$

Nous rappelons également que les fonctions objectif associées au scénario (0,0) ne dépendent pas des variables de décision liées au retraitement. Ce scénario est donc considéré comme étant un scénario optimal du problème d'optimisation (𝒞) sans être évalué au cours d'un calcul d'optimisation.

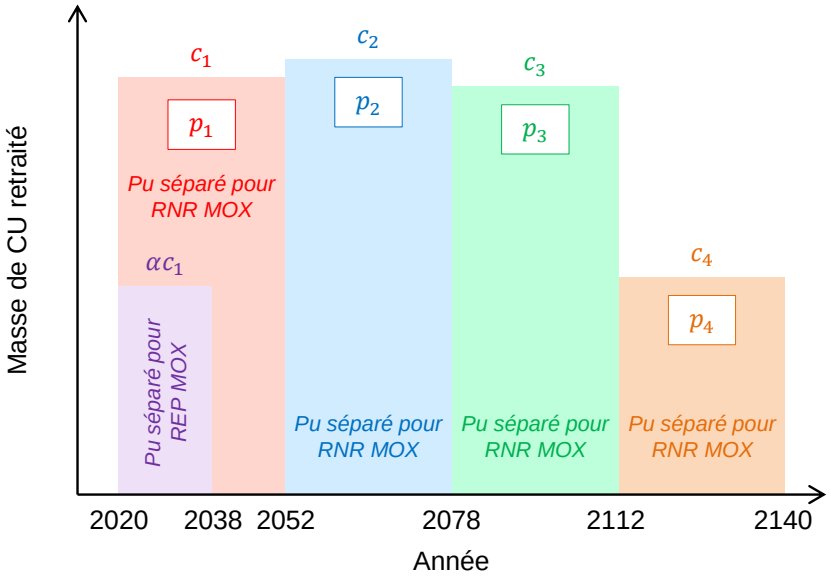


FIGURE 7.1 – *Illustration du retraitement dans le problème d'optimisation* (𝒞)

7.1.2. Interprétation des scénarios optimaux

Nous souhaitons présenter dans cette partie les solutions optimales approchées du problème d'optimisation (𝒞). Pour approcher ces solutions, nous choisissons de façon arbitraire d'effectuer des calculs d'optimisation de 100 000 évaluations par essaim particulaire dans six sous-domaines selon N_1 et N_2. La figure 7.2 représente une les scénarios évalués pour les six calculs selon N_1

et N_2 et indique pour chaque scénario (N_1,N_2) s'il peut être optimal, seulement faisable, ou toujours infaisable. La zone de Pareto projetée dans le plan (N_1,N_2) est similaire à la zone théorique du problème ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$) et la zone approchée du problème ($\mathcal{B}$) (cf. figures 6.5 p.109 et 6.29 p.130). Le découpage en sous-domaines porte sur les variables N_1 et N_2 car elles impactent la répartition par filière de la puissance installée du scénario et influent donc sur les besoins en traitement. Ce découpage aurait aussi pu être appliqué, par exemple, selon toutes les combinaisons (N_1,N_2) possibles excepté le scénario (0,0). Les scénarios optimaux obtenus pour les six calculs d'optimisation sont représentés dans l'espace des objectifs sur la figure 7.3. Le front de Pareto approché de ce problème correspond alors aux scénarios optimaux issus de l'union des fronts des sous-domaines : $(\cup_{i=1}^{6}\Phi_i^*)^*$. La comparaison des fronts de Pareto approchés des problèmes ($\mathcal{B}$) et ($\mathcal{C}$) montre que considérer des capacités de retraitement imposées comme variables de décision améliore la performance des scénarios optimaux avec un grand nombre de RNR déployés ($N_1 = 14$ et $N_2 \geq 14$) et dégrade celle des autres scénarios optimaux. Par conséquent, il est préférable d'anticiper le retraitement des assemblages usés, via des capacités de retraitement constantes, pour un déploiement important de RNR en phase 2. Au contraire, imposer des capacités de retraitement faibles n'est pas avantageux si le besoin en retraitement est faible.

Concernant les variables de décision liées au retraitement, les capacités c_1, c_2, c_3 et c_4 des scénarios optimaux augmentent avec le nombre de RNR déployés N_1+N_2. En effet, le retraitement est principalement utilisé en vue de fabriquer des assemblages RNR MOX. Ces capacités varient respectivement dans les domaines [450 ; 1300], [0 ; 1300], [0 ; 900] et [0 ; 450] t/an. La capacité αc_1 dédiée au retraitement d'assemblages REP UOX de 2020 à 2038 est pour un grand nombre de scénarios égale à 450 t/an. Cette capacité peut atteindre 550 t/an pour certains scénarios avec $N_1 + N_2 \leq 12$. Nous précisons que les matières séparées issues de ce retraitement sont destinées dans un premier temps à être recyclées dans des assemblages REP MOX, puis éventuellement dans des assemblages RNR MOX après l'arrêt des CPY MOX en 2041. Les matières séparées ne sont pas toujours immédiatement recyclées si la capacité de retraitement n'est pas définie selon les besoins en fabrication. L'accumulation de plutonium séparé implique globalement un besoin en retraitement réduit et donc une diminution de cette capacité avec l'avancée du scénario. À titre d'exemple, la figure 7.4 représente l'évolution de la capacité de retraitement pour le scénario optimal (14,30) du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$). Cette figure illustre la capacité de retraitement constante par période qui n'excède pas 1100 t/an alors qu'elle peut atteindre 4000 t/an pour les scénarios (14,30) optimaux des problèmes ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$), ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{REP}}$) et ($\mathcal{B}$) (cf. figures 6.24 p.126, 6.25 p.126 et 6.31 p.132). Cette capacité de retraitement est plus réaliste vis-à-vis des scénarios étudiés dans le cadre de la loi de 2006 (cf. figure A.10 p.206). Ce scénario mène à une production cumulée de 94 724 colis de déchets vitrifiés contre 96 906 et 97 973 respectivement pour les scénarios optimaux (14,30) des problèmes ($\mathcal{B}$) et ($\mathcal{A}/\mathcal{R}_{\text{RNR}}$).

7.2. Comparaison des métaheuristiques

Nous proposons dans cette étude d'effectuer des calculs d'optimisation par algorithme génétique et essaim particulaire avec un même nombre total d'évaluations pour différentes tailles de population. Pour cela, nous fixons le paramètre L, qui représente le nombre maximal d'évaluations lors du calcul d'optimisation, à 100 000. Une telle étude permet d'avoir un nombre d'évaluations différentes $\mathcal{C}$ proche de ce nombre afin que les études de comparaison ne mettent pas principalement en évidence un gain sur l'optimalité des scénarios par un nombre d'évaluations plus élevé.

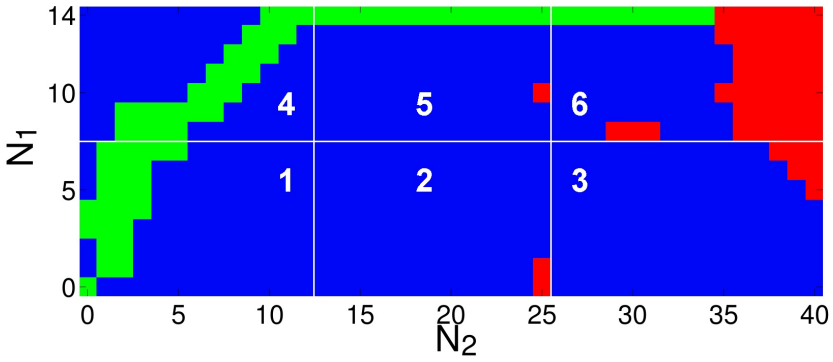


FIGURE 7.2 – *Classification approchée des scénarios possibles du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$) *en fonction des variables* N_1 *et* N_2
Les scénarios (N_1,N_2) *qui peuvent être optimaux sont colorés en vert. Les scénarios qui peuvent être faisables sans être optimaux sont colorés en bleu. Les scénarios qui sont toujours infaisables sont colorés en rouge.*

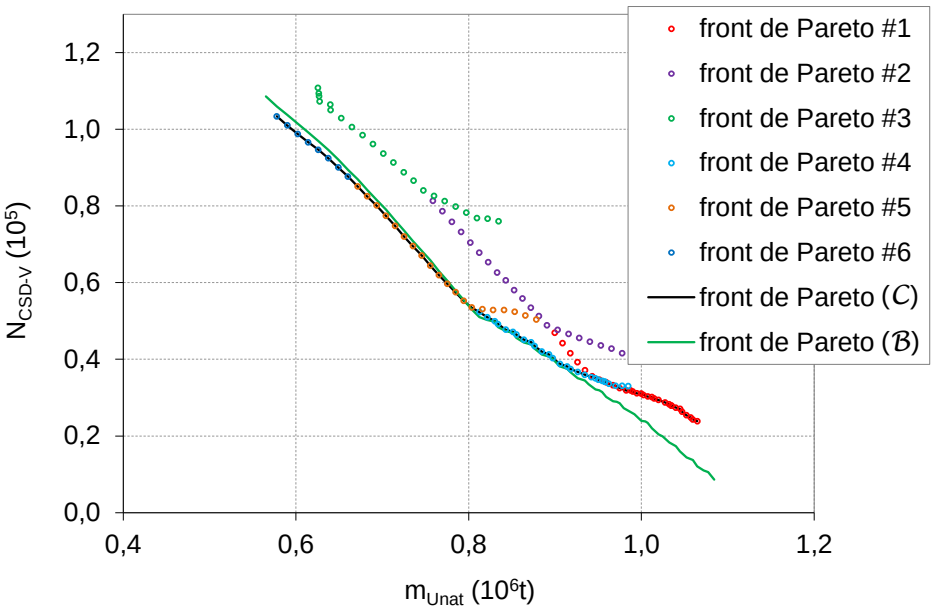


FIGURE 7.3 – *Front de Pareto approché du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$)

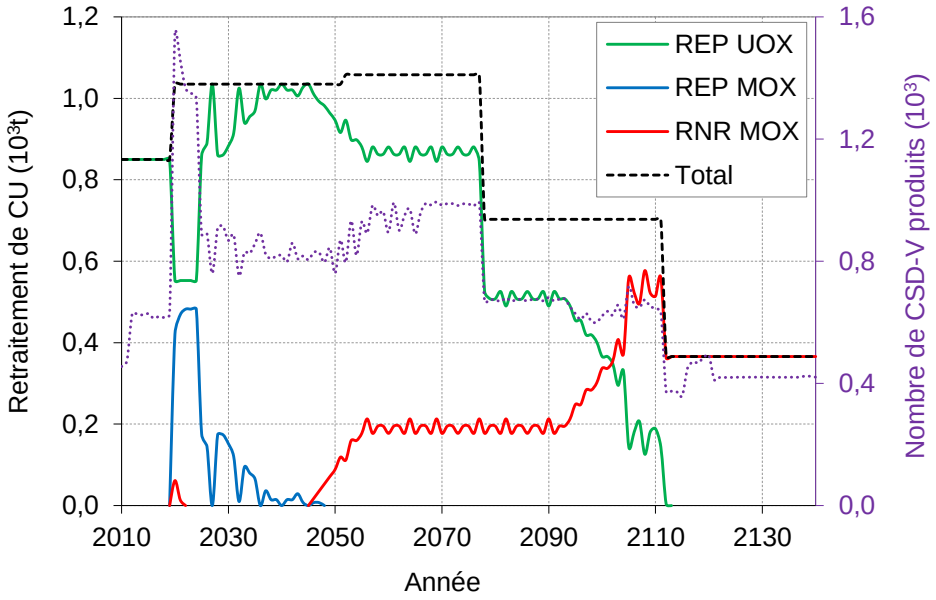


FIGURE 7.4 – *Masse d'assemblages retraités et production de colis de déchets vitrifiés du scénario optimal* (14,30) *du problème d'optimisation* (℘)

7.2.1. Optimisation par algorithme génétique

La figure 7.5 représente les fronts de Pareto du problème d'optimisation (℘) obtenus par algorithme génétique avec une taille de population $P = 100$, 200, 300 et 400. Nous observons dans un premier temps que certains calculs ne convergent pas vers des scénarios optimaux avec une consommation d'uranium naturel élevée, c'est-à-dire avec N_1+N_2 faible. Le caractère homozygote de certains individus définis au cours de l'optimisation par algorithme génétique, c'est-à-dire la définition de chaque variable d'un individu par une moyenne de deux allèles, tend à rapprocher les variables N_1 et N_2, et donc m_{Unat}, vers leur valeur moyenne. La recherche de scénarios optimaux extrémaux selon m_{Unat} serait donc rendue moins accessible. Un grand nombre de RNR déployés rend plus contraignante la définition d'une stratégie de retraitement qui permet la faisabilité du scénario. La zone de recherche de scénarios optimaux à grand nombre de RNR est donc réduite, permettant à la méthode d'optimisation l'identification de ces scénarios. Au contraire, tous les scénarios à faible nombre de RNR déployés sont faisables et la recherche des scénarios optimaux requiert donc plus d'évaluations, rendue difficile par le caractère homozygote de la reproduction. La figure 7.6 représente l'étendue des fronts obtenus ainsi que la contribution de chaque calcul d'optimisation par rapport au front total issu des quatre calculs. Nous observons que ce problème de convergence vers les scénarios avec $N_1 + N_2$ faible se traduit par une diminution de l'étendue du front et de sa contribution totale. La figure 7.7 représente l'évolution de la contribution totale selon la partie du front considérée. Pour les scénarios optimaux avec un nombre élevé de RNR (m_{Unat} faible), la contribution totale augmente avec la taille de population. Ainsi, lorsque la taille de population P augmente, l'algorithme génétique a tendance à orienter sa recherche vers des scénarios avec un nombre élevé de RNR au détriment des scénarios avec un nombre faible de RNR. Pour la résolution du problème (℘), le calcul par algorithme génétique avec $P = 200$ fournit les meilleurs scénarios optimaux. Nous proposons pour ce calcul d'optimisation d'étudier la cinétique de convergence du calcul d'optimisation. Pour cela, nous représentons sur la figure 7.8 les fronts de Pareto obtenus lors du calcul d'optimisation après différents nombres d'évaluations.

Nous pouvons observer que les scénarios optimaux issus de la méthode se rapprochent assez rapidement du front approché. Le gain sur les scénarios optimaux est de plus en plus faible au fil de l'avancement du calcul. Surtout, la cinétique de convergence dévoile que certains scénarios avec un faible nombre de RNR déployés sont optimaux après les premières évaluations, permettant une convergence de la méthode sur la totalité du front.

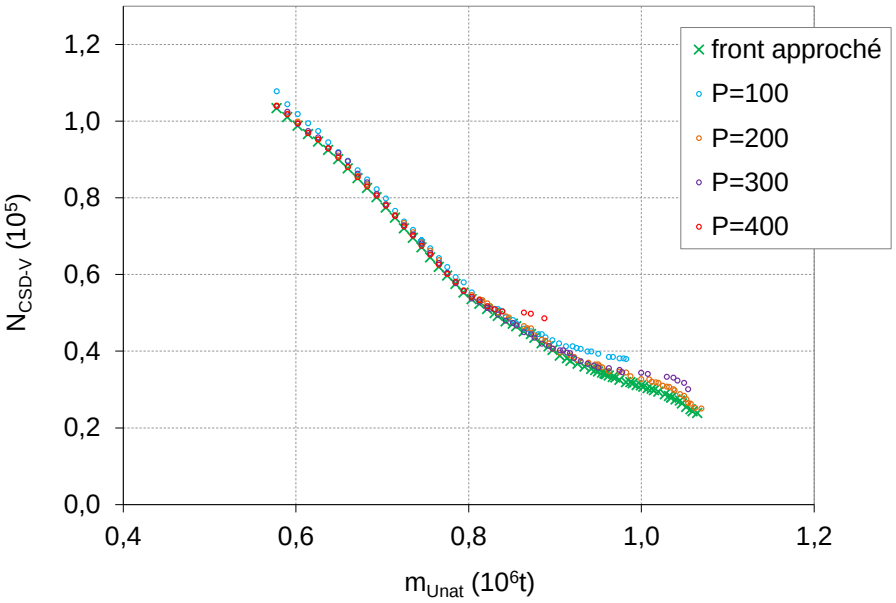


FIGURE 7.5 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$) *obtenus par algorithme génétique pour différentes tailles de population* P

7.2.2. Optimisation par essaim particulaire

La figure 7.9 représente les fronts de Pareto du problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) obtenus par essaim particulaire avec $P = 100$, 200, 300 et 400. Contrairement aux fronts issus des calculs par algorithmes génétiques, les essaims particulaires convergent vers la totalité du front approché. La figure 7.10 représente l'étendue des fronts obtenus ainsi que la contribution de chaque calcul d'optimisation par rapport au front total issu des quatre calculs. L'étendue des fronts issus des calculs par essaims particulaires est quasi constante et supérieure aux fronts issus des algorithmes génétiques. Néanmoins, la contribution de chaque calcul par essaim particulaire au front total n'est pas égale pour les quatre calculs. Les solutions optimales obtenues avec $P = 100$ suffisent à elles seules à représenter près de 60% du front total. La figure 7.11 représente les fronts de Pareto obtenus lors du calcul d'optimisation par essaim particulaire avec $P = 100$ après différents nombres d'évaluations. Nous pouvons observer comme pour l'algorithme génétique que le gain des scénarios optimaux sur les fonctions objectif rapporté au nombre d'évaluations diminue avec le nombre d'évaluations. Les résultats obtenus par essaims particulaires sont plus satisfaisants que ceux issus des algorithmes génétiques principalement, car ils permettent de converger vers la totalité du front de Pareto approché. De plus, la contribution de la zone de Pareto obtenue par essaim particulaire avec $P = 100$ par rapport à la zone issue du calcul par algorithme génétique avec $P = 200$ est de 71%. Nous faisons alors le choix de considérer les essaims particulaires pour l'optimisation de scénarios électronucléaires en raison des meilleures optimalités et étendues des fronts de Pareto atteints.

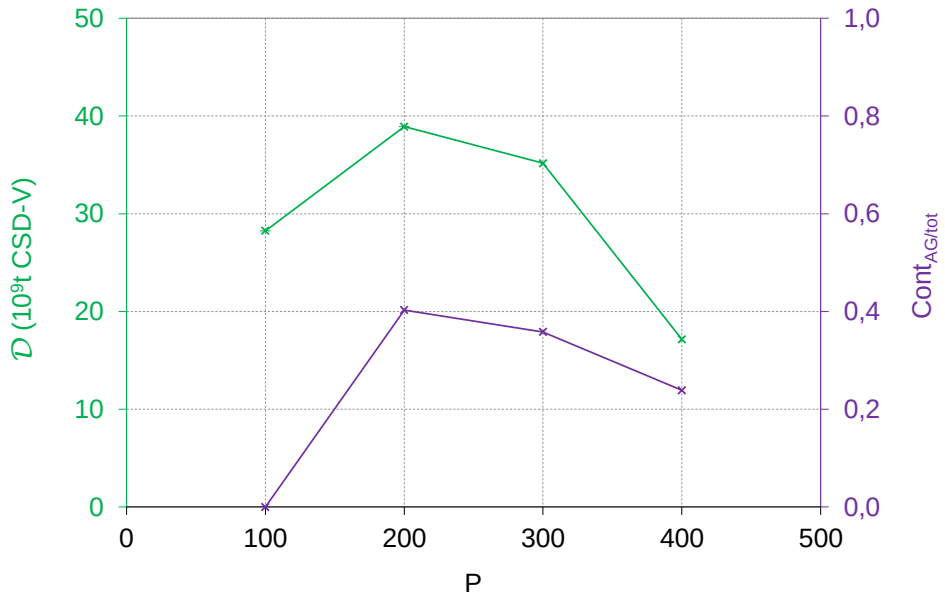


FIGURE 7.6 – *Étendue et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$) *obtenus par algorithme génétique en fonction de la taille de population P*

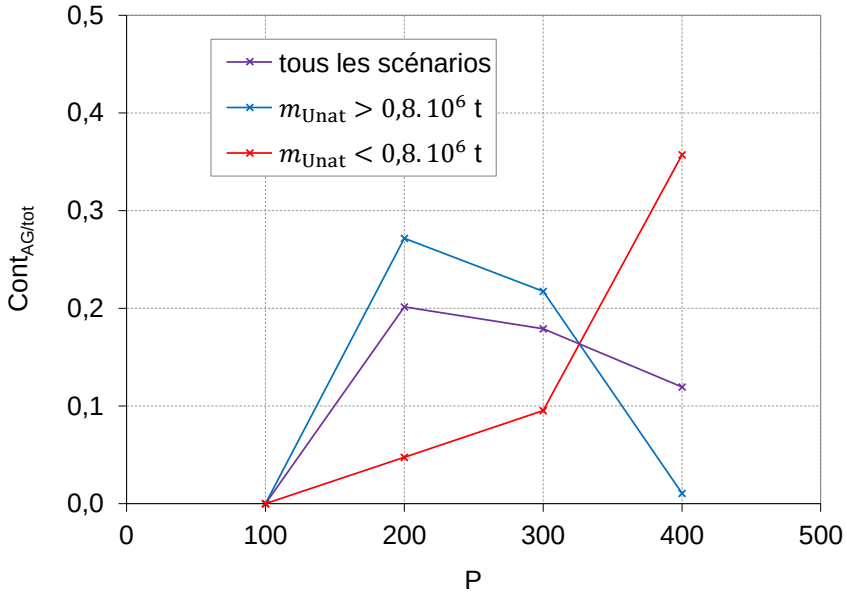


FIGURE 7.7 – *Décomposition de la contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$) *obtenus par algorithme génétique en fonction de la taille de population P*

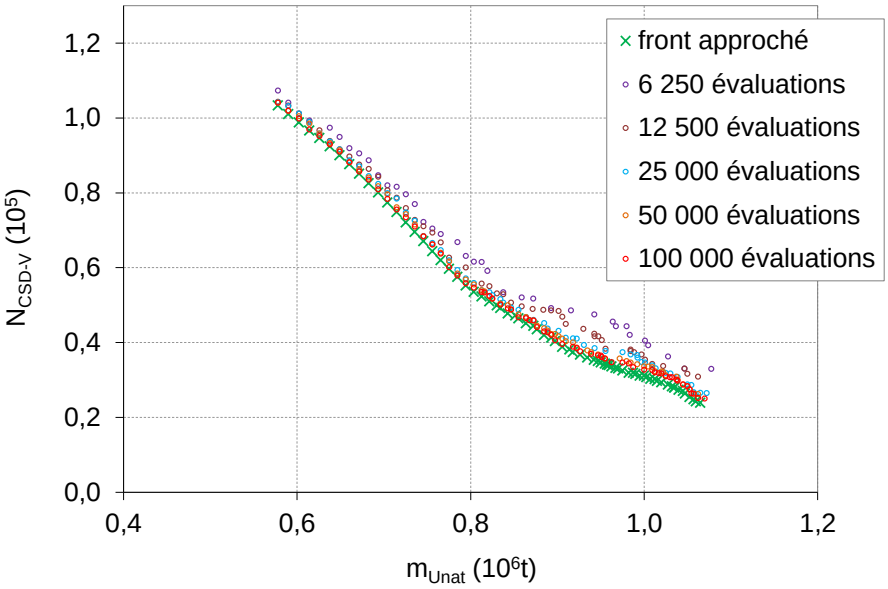


FIGURE 7.8 – *Cinétique de convergence du front de Pareto du problème d'optimisation* (℃) *obtenu par algorithme génétique avec* $P = 200$

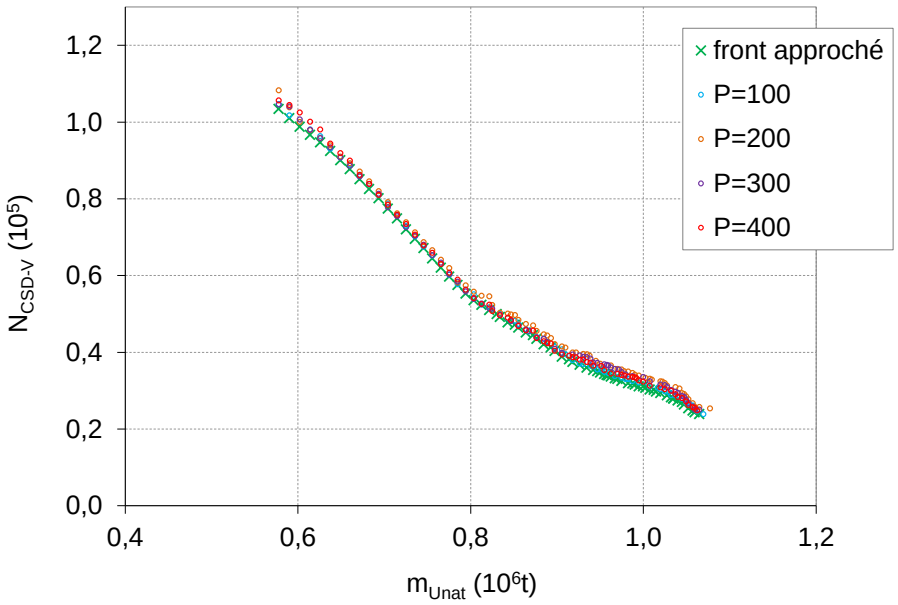


FIGURE 7.9 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation* (℃) *obtenus par essaim particulaire pour différentes tailles de population* P

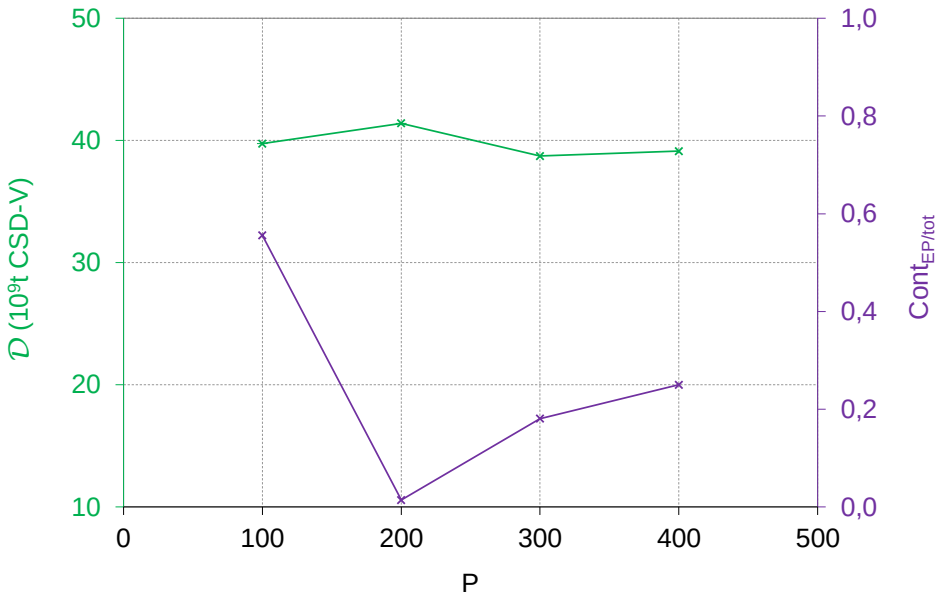


FIGURE 7.10 – *Étendue et contribution des fronts de Pareto du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$) *obtenus par essaim particulaire en fonction de la taille de population* P

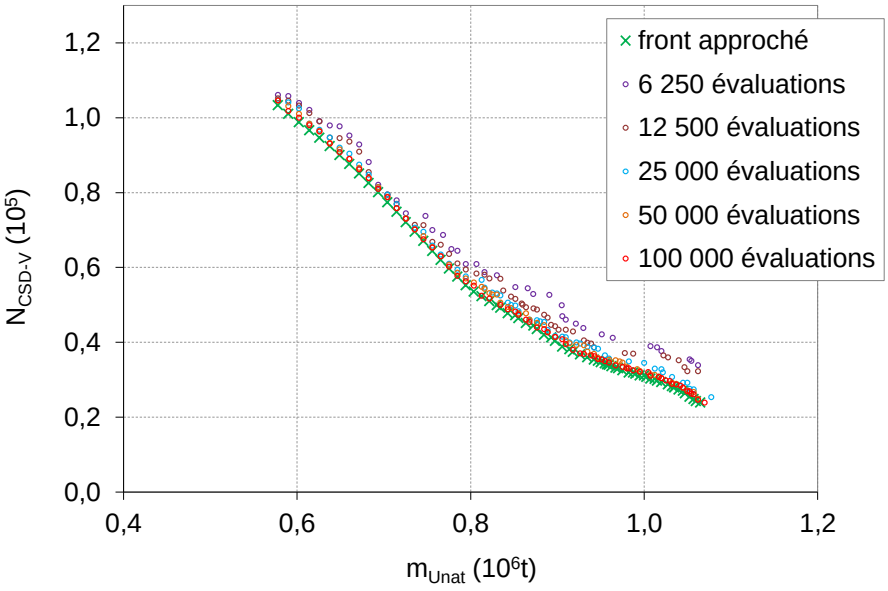


FIGURE 7.11 – *Cinétique de convergence du front de Pareto du problème d'optimisation* ($\mathcal{C}$) *obtenu par essaim particulaire avec* $P = 100$

7.3. Recherches aléatoires imbriquées

En parallèle à ces études comparatives, nous définissons et testons une nouvelle méthode alternative qui présente des phases d'exploration et d'exploitation plus distinctes.

7.3.1. Principe de fonctionnement

Comme alternative à l'utilisation de métaheuristiques, nous définissons une nouvelle approche de recherche de scénarios optimaux. Cette approche est basée sur des échantillonnages successifs sur un espace de recherche progressivement réduit. Le principe général est le suivant :

1. réaliser un échantillonnage du domaine de recherche du problème ;
2. évaluer les scénarios et identifier les scénarios optimaux de l'échantillon ;
3. pour chaque scénario optimal, réaliser un échantillonnage selon un domaine réduit centré sur ce scénario ;
4. évaluer les scénarios et identifier les scénarios optimaux de tous les échantillons ;
5. réitérer les étapes 3 et 4.

Cette approche utilise alors un principe de recherche similaire aux métaheuristiques utilisées, c'est-à-dire que les premières évaluations visent à explorer l'espace de recherche alors que les dernières évaluations visent à exploiter des domaines d'intérêt de cet espace. Nous choisissons de définir les échantillons par LHS avec des distributions uniformes selon les variables de décision. De même, nous choisissons dans cette étude de fixer à 100 000 le nombre d'évaluations par itération de la méthode. Ainsi, l'initialisation consiste en un échantillonnage de $100\,000/(I+1)$ scénarios qui mènent vers n_1^* scénarios optimaux, où I est le nombre d'itérations de la méthode (hors initialisation). La première itération présente alors n_1^* échantillonnages de $100\,000/(n_1^*(I+1))$ scénarios qui mènent vers n_2^* solutions optimales et ainsi de suite. Pour chaque itération i, les domaines d'échantillonnage sont centrés sur les n_i^* scénarios optimaux de l'itération précédente. Ces domaines sont de taille identique pour une même itération et sont définis selon chaque variable de décision x_j comme $[x_j^* - \Delta_i(x_j)\,;x_j^* + \Delta_i(x_j)]$. La figure 7.12 représente le principe de fonctionnement des recherches aléatoires imbriquées. L'intervalle de variation du domaine selon la variable de décision j à l'itération i $\Delta_i(x_j)$ est défini comme

$$\Delta_i(x_j) = ak_i \frac{\sigma_i(x_j^*)}{n_i^*}. \tag{7.2}$$

Cet intervalle dépend de plusieurs paramètres. Tout d'abord, nous introduisons le coefficient k_i qui décroît avec l'itération i. Cette diminution indique que l'exploitation prend une place de plus en plus importante au fil des itérations, c'est-à-dire du calcul d'optimisation. Nous définissons dans ce travail $k_i = 1/2^{i-1}$. L'écart-type $\sigma_i(x_j^*)$ caractérise la dispersion des solutions optimales selon une variable de décision. Des solutions optimales proches dans l'espace de décision voient la taille de leur domaine d'échantillonnage réduit pour éviter des espaces de recouvrement trop importants. Dès lors, nous choisissons de définir $\Delta_i(x_j)$ de sorte que sa taille augmente proportionnellement avec $\sigma_i(x_j^*)$. De même, afin d'éviter de trop grands espaces de recouvrement, la variation $\Delta_i(x_j)$ est inversement proportionnelle au nombre de domaines d'échantillonnage n_i^*. Cette variation fait également apparaître une constante d'ajustement a. En appliquant cette méthode au problème $(\mathcal{C})$, nous observons que le rapport de la distance maximale entre les n_1^* solutions optimales issues de l'initialisation et de l'écart-type selon chaque variable de décision (en nombre N) est constant :

$$\forall j \in [1,...,N] \ \frac{\max x_j^* - \min x_j^*}{\sigma_i(x_j^*)} \sim 3. \tag{7.3}$$

Si nous considérons la constante d'ajustement égale à 3, la variation du domaine d'échantillonnage pour la première itération vaut $(\max x_j^* - \min x_j^*)/n_1^*$, soit la distance moyenne entre chaque solution optimale. En d'autres termes, le domaine d'échantillonnage lié à une solution $\boldsymbol{x}^*$ selon chaque variable de décision s'étend en moyenne jusqu'à ses deux solutions voisines.

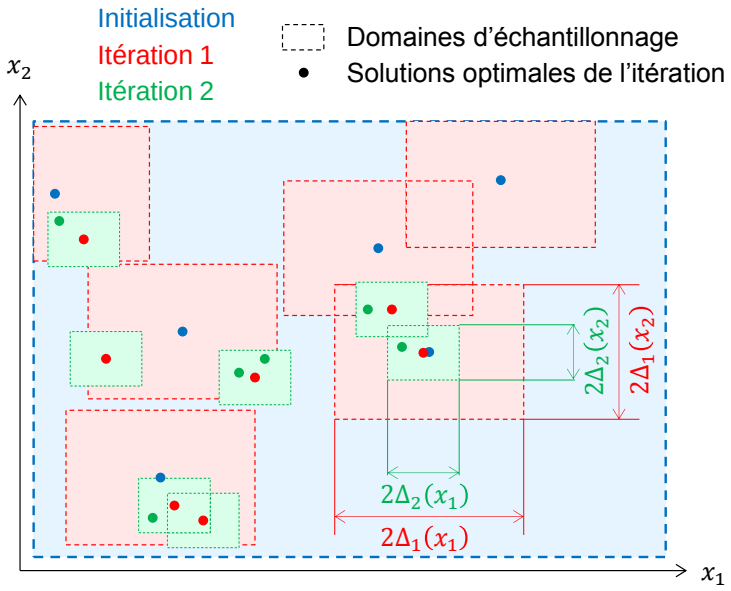


FIGURE 7.12 – *Fonctionnement de la méthode de recherches aléatoires imbriquées pour la résolution d'un problème d'optimisation avec* $N = 2$

7.3.2. Application

Nous appliquons cette méthode au problème d'optimisation (℃) en faisant varier le nombre d'itérations ($I = 0$, 1 ou 2) et la constante d'ajustement ($a = 2$, 3 ou 6). La figure 7.13 représente les fronts de Pareto obtenus par recherches aléatoires imbriquées pour une itération et les différents coefficients d'ajustement définis. Les fronts de Pareto approché et obtenus sans itération ($I = 0$) sont aussi représentés. Cette figure montre une amélioration de la qualité du front de Pareto avec une itération comparée à une initialisation seule. De plus, le front a tendance à s'approcher du front approché avec l'augmentation de la constante d'ajustement a. Néanmoins, cette méthode indique une mauvaise optimalité des scénarios obtenus par rapport aux fronts approché et obtenu par essaim particulaire. De même, la figure 7.14 représente les fronts de Pareto obtenus avec deux itérations. Cette figure montre que la répartition des 100 000 scénarios échantillonnés selon un grand nombre d'itérations n'améliore pas l'optimalité des solutions comparée à une initialisation seule. En d'autres termes, l'exploitation de la méthode est appliquée autour de scénarios de mauvaises optimalités déterminés par l'initialisation. Dans ce cas encore, nous observons que la qualité du front s'améliore pour une constante d'ajustement élevée, qui privilégie l'exploration. Pour conclure, la méthode proposée n'explore pas assez l'espace au cours de l'initialisation pour pouvoir faire une exploitation efficace. La méthode proposée n'est finalement pas retenue comme une alternative à l'utilisation de métaheuristiques.

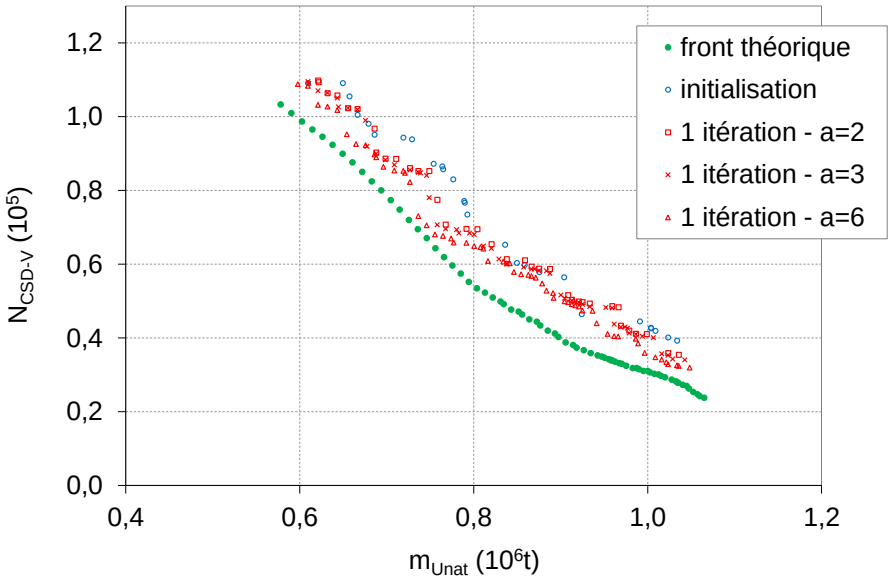


FIGURE 7.13 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation* (℘) *obtenus par recherches aléatoires imbriquées avec une itération*

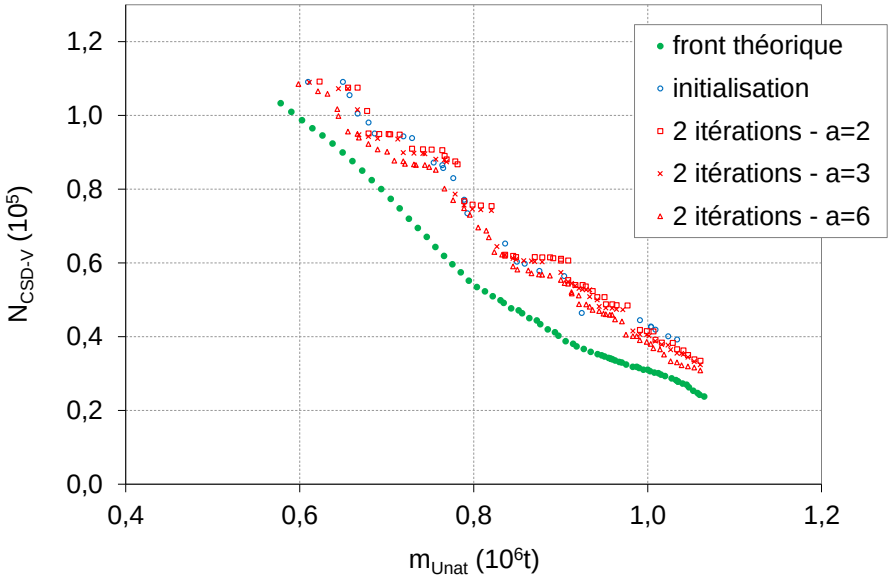


FIGURE 7.14 – *Fronts de Pareto du problème d'optimisation* (℘) *obtenus par recherches aléatoires imbriquées avec deux itérations*

7.4. Évaluation de scénarios par métamodèles de COSI-A

7.4.1. Présentation

Motivations

La construction de métamodèles d'irradiation du code CESAR, implémentés dans COSI-A, permet de réduire significativement la durée d'une évaluation. Nous proposons ici d'étendre la définition de modèles approchés à l'échelle de l'évaluation d'un scénario. En d'autres termes, nous souhaitons construire des métamodèles de COSI-A pour estimer les fonctions objectif et contrainte du problème d'optimisation étudié. L'évaluation de ces scénarios avec de tels métamodèles serait alors quasi instantanée. Nous rappelons que la construction de tels métamodèles nécessite l'évaluation d'un grand nombre de scénarios, qui forment les bases d'apprentissage et de test. Ces évaluations ne peuvent être effectuées en un temps raisonnable avec COSI, la version COSI-A est donc utilisée.

Bases d'apprentissage et de test

La construction de métamodèles de COSI-A requiert la définition de bases d'apprentissage et de test. Néanmoins, échantillonner des scénarios selon le domaine de variation défini par le problème ($\mathcal{C}$) conduit à un nombre trop élevé de scénarios infaisables. Par exemple, un échantillonnage uniforme par LHS de 20 000 scénarios dans ce domaine conduit uniquement à 130 scénarios faisables. Cette observation indique qu'un échantillon de grande taille est nécessaire pour obtenir un ensemble suffisant de scénarios faisables permettant de construire un estimateur de bonne qualité d'une fonction objectif. Pour cette étude de faisabilité de métamodèles de COSI-A, nous proposons d'étudier un problème d'optimisation où le domaine de recherche des variables du problème ($\mathcal{C}$) est réduit. Cette réduction ciblée, possible par la connaissance du problème d'optimisation, permet d'augmenter la part de scénarios faisables de l'échantillon pour faciliter l'étude. Le nouveau problème d'optimisation relatif à ce domaine réduit, noté ($\mathcal{C}_r$), s'écrit

$$
(\mathcal{C}_r)\ \begin{cases}
\text{min.} & m_{\text{Unat}}(.) & \text{masse cumulée d'uranium naturel consommé} \\
 & N_{\text{CSD-V}}(.) & \text{nombre cumulé de CSD-V produits} \\
\text{avec} & N_1 = 14 & \text{nombre de RNR déployés en phase 1} \\
 & N_2 = 30 & \text{nombre de RNR déployés en phase 2} \\
 & p_1 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 1} \\
 & p_2 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 2} \\
 & p_3 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 3} \\
 & p_4 = 100\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 4} \\
 & \alpha \in [0\,;100]\% & \text{proportion de } c_1 \text{ dédiée au retraitement de CU UOX} \\
 & c_1 \in [800\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 1} \\
 & c_2 \in [800\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 2} \\
 & c_3 \in [600\,;1300]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 3} \\
 & c_4 \in [300\,;600]\ \text{t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 4} \\
\text{s.c.} & m_{\text{Pu-}}(.) = 0\ \text{t} & \text{déficit cumulé en plutonium}
\end{cases} . \qquad (7.4)
$$

Un calcul d'optimisation par algorithme génétique avec $P = 100$ converge après 10 000 évaluations. Nous choisissons alors de construire un échantillon uniforme par LHS de 10 000 scénarios

pour cette étude. Parmi ces scénarios, nous choisissons de répartir les scénarios faisables, au nombre de 2840, dans des bases d'apprentissage $\mathcal{A}$ et de test $\mathcal{T}$ de 1420 scénarios chacune.

Indicateur de validation

Pour la construction d'un estimateur d'une fonction objectif, il n'est pas prioritaire d'obtenir une faible erreur d'estimation. En effet, le but recherché est la conservation des relations de dominance entre les scénarios des bases d'apprentissage et de test vis-à-vis de la fonction objectif concernée. Ainsi, dans le cas d'un métamodèle de la fonction objectif $N_{\text{CSD-V}}$, l'équivalence

$$\forall \boldsymbol{x_1},\boldsymbol{x_2} \quad N_{\text{CSD-V}}(\boldsymbol{x_1}) > N_{\text{CSD-V}}(\boldsymbol{x_2}) \Leftrightarrow \hat{N}_{\text{CSD-V}}(\boldsymbol{x_1}) > \hat{N}_{\text{CSD-V}}(\boldsymbol{x_2}) \tag{7.5}$$

doit être respectée. Il est donc nécessaire de définir un indicateur de validation sur la conservation du rang [1] d'un scénario vis-à-vis d'une fonction objectif, c'est-à-dire l'ordre par valeurs croissantes des valeurs de la fonction objectif pour les différents scénarios d'une base. Le coefficient de Spearman semble adapté pour quantifier la qualité de l'estimateur d'une fonction objectif à conserver le rang des scénarios. Il s'exprime comme

$$r_S = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{R}_i - R_i\right)^2}{N^3 - N}, \tag{7.6}$$

avec :

- R_i le rang du scénario i parmi tous les scénarios de la base considérée ;
- $\hat{R}_i$ l'estimation du rang R_i du scénario i ;
- N la taille de la base considérée.

Cette relation est issue du coefficient de corrélation linéaire de Pearson, appliqué aux rangs. Le coefficient de Spearman r_S varie entre -1 et 1. Un coefficient positif indique une relation proportionnelle entre les rangs et leur estimation. Au contraire, un coefficient négatif indique une relation inversement proportionnelle entre les rangs et leur estimation, ce qui est contraire au but recherché. Pour cette étude, un bon estimateur d'une fonction objectif doit nécessairement présenter un coefficient de Spearman proche de 1 pour chaque base.

7.4.2. Estimateur de la consommation d'uranium naturel

La consommation d'uranium naturel dépend du besoin cumulé entre 2010 et 2140 en fabrication d'assemblages UOX et par conséquent du nombre d'EPR déployés et de leur durée de fonctionnement ainsi que des réacteurs du parc actuel. Ainsi, les variables d'optimisation liées à la stratégie de retraitement n'influent pas la consommation d'uranium naturel. Pour le scénario (14,30) considéré dans cette étude, la consommation d'uranium naturel reste égale à $6{,}26.10^5$ tonnes. Pour un problème où les variables N_1 et/ou N_2 ne sont pas fixées, des métamodèles de la consommation d'uranium naturel en fonction de ces variables peuvent être construits ou la consommation peut être estimée analytiquement. Nous proposons ci-après une étude de la dépendance de la consommation d'uranium naturel aux variables N_1 et N_2 pour le scénario d'étude. Cette dépendance permet selon le problème de définir un estimateur analytique de la consommation d'uranium naturel. En première approximation, le besoin en fabrication d'assemblages REP et donc la consommation d'uranium naturel entre 2020 et 2140 sont proportionnels

1. Ce rang ne doit pas être confondu avec le rang d'un scénario faisable défini dans la section 3.2.1 (p.38).

à la production électrique issue du parc actuel et du parc EPR. Nous rappelons que les EPR ne sont pas moxés par hypothèse.

La production électrique liée aux EPR déployés en phase 1, au nombre de $40-N_1$, est calculée comme

$$E_1 \text{ [TWhe]} = \sum_{i=1}^{40-N_1} P\Delta t = (40-N_1)P\Delta t, \tag{7.7}$$

avec Δt la durée de vie (60 ans) et P la production annuelle de chaque EPR d'une puissance de 1,5 GWe et d'un facteur de charge de 81,76% qui s'exprime comme

$$P \text{ [TWhe/an]} = 1{,}5 \text{ [GWe]} \times 8766 \text{ [h/an]} \times 10^{-3} \text{ [T/G]} \times 0{,}8176. \tag{7.8}$$

Avec les hypothèses du scénario d'étude, seul le premier EPR déployé en phase 2 (en 2080) est susceptible de s'arrêter en 2140. Les EPR suivants s'arrêtent ensuite tous les 0,75 an, correspondant au rapport de leur puissance (1,5 GWe) et de leur rythme de déploiement (2 GWe/an). La production liée aux EPR déployés en phase 2 jusqu'en 2140 s'exprime de la même manière en tenant compte du surplus de production postérieure à 2140. Elle s'exprime

$$\begin{aligned} E_2 \text{ [TWhe]} &= \sum_{i=1}^{40-N_2} P(\Delta t - 0{,}75(i-1)) \\ &= (40-N_2)P\Delta t + 0{,}75(40-N_2)P\left(1 - \frac{41-N_2}{2}\right). \end{aligned} \tag{7.9}$$

En tenant compte du besoin en fabrication d'assemblages UOX pour les réacteurs du parc actuel, nous obtenons une dépendance de la consommation d'uranium naturel au nombre de RNR déployés. Cette dépendance peut être utilisée comme estimateur de m_{Unat}, elle s'exprime comme

$$\begin{aligned} \hat{m}_{\text{Unat}}(N_1,N_2) &\propto E_1 + E_2 + \text{cte} \\ &\propto (80 - N_1 - N_2)P\Delta t + 0{,}75(40-N_2)P\left(1 - \frac{41-N_2}{2}\right) + \text{cte}\,. \end{aligned} \tag{7.10}$$

Nous retrouvons une dépendance au premier ordre de la consommation d'uranium naturel au nombre d'EPR déployés. Nous observons de même une dépendance du second ordre à un polynôme d'ordre 2 de N_2, du fait que chaque EPR déployé en phase 2 ne contribue pas équitablement à la consommation d'uranium naturel. En effet, plus le nombre d'EPR est élevé, plus ils sont déployés tard, plus leur durée de fonctionnement jusqu'à 2140 est faible et moins ils contribuent à m_{Unat}.

La figure 7.15 représente la production électrique cumulée entre 2020 et 2140 du parc EPR en fonction de la consommation d'uranium naturel pour toutes les combinaisons (N_1,N_2) possibles. La tendance linéaire entre ces deux quantités confirme la relation de proportionnalité de l'équation (7.10). Néanmoins, cette expression considère comme hypothèse un besoin en fabrication annuel par réacteur constant d'assemblages UOX, ce qui n'est pas vrai notamment pour les lots de démarrage. En effet, le chargement initial d'un réacteur requiert une demande plus élevée qui dépend du fractionnement, de la longueur de cycle et de l'enrichissement des lots. La figure 7.16 représente l'estimation des rangs selon la relation (7.10) des 615 scénarios (N_1,N_2) possibles vis-à-vis de la consommation d'uranium naturel. Le coefficient de Spearman lié à cette dépendance est de 0,9994, ce qui semble acceptable. Il est important de noter que le coefficient de Spearman n'est qu'un premier indicateur permettant de conclure sur la faisabilité d'un calcul d'optimisation de scénarios par métamodèles. La validation finale doit être constatée par comparaison des fronts issus de calculs d'optimisation utilisant ou non des métamodèles de COSI-A.

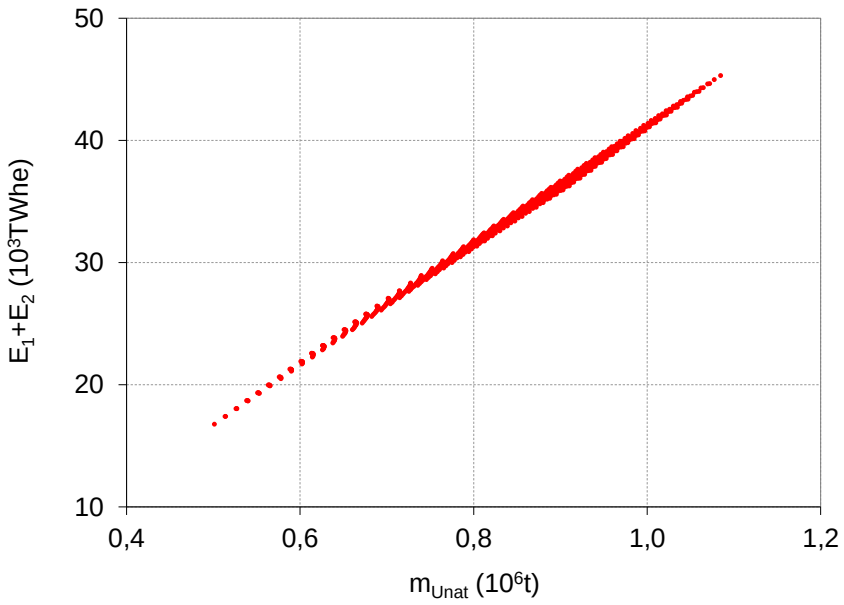


FIGURE 7.15 – *Production électrique cumulée du parc EPR en fonction de la consommation d'uranium naturel m_{Unat} pour tous les scénarios (N_1,N_2) possibles*

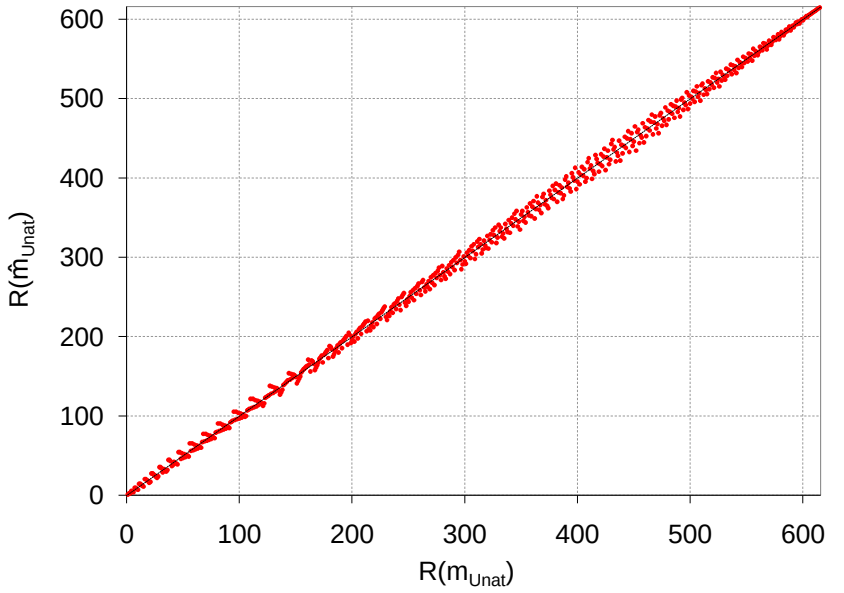


FIGURE 7.16 – *Estimation du rang par régression sur la consommation d'uranium naturel m_{Unat} de tous les scénarios (N_1,N_2) possibles*

7.4.3. Estimateur de la production de colis de déchets vitrifiés

Le nombre de colis de déchets vitrifiés $N_{\text{CSD-V}}$ dépend du besoin en fabrication d'assemblages RNR et de la stratégie de retraitement et ainsi de toutes les variables de décision du problème ($\mathcal{C}$). Cette dépendance rend plus complexe son estimation analytique. Nous proposons donc de construire un métamodèle par réseau de neurones du nombre de CSD-V produits selon les variables d'optimisation. Différentes études, non présentées ici, nous ont permis de définir des nombres d'initialisation et d'itérations des réseaux de neurones ainsi qu'une tolérance qui permettent d'obtenir les meilleures erreurs d'estimation des métamodèles. Nous choisissons à la suite de ces études de fixer $n_{\text{init}} = n_{\text{iter}} = 10$ et $\varepsilon = 10^{-6}$. Différents métamodèles sont construits pour des nombres de neurones cachés H égaux à 1, 2, 5, 10, 20 et 50.

Deux voies sont possibles pour définir un métamodèle du rang de $N_{\text{CSD-V}}$:

- la régression est faite sur les rangs des scénarios de la base d'apprentissage [2] ; l'estimateur du rang s'écrit alors $\hat{R}(N_{\text{CSD-V}})$;
- la régression est faite sur les valeurs de $N_{\text{CSD-V}}$ des scénarios de la base d'apprentissage ; les estimations sont ensuite ordonnées par valeurs croissantes pour estimer le rang des scénarios ; l'estimateur du rang s'écrit alors $R(\hat{N}_{\text{CSD-V}})$.

La figure 7.17 représente les coefficients de Spearman r_S pour les estimateurs du rang des scénarios des bases d'apprentissage $\mathcal{A}$ et de test $\mathcal{T}$ selon $N_{\text{CSD-V}}$ pour les différentes valeurs de H. Nous observons une amélioration de la qualité de régression (sur la base d'apprentissage $\mathcal{A}$) du rang avec l'augmentation du nombre de neurones cachés. Néanmoins, le coefficient de Spearman sur la base de test $\mathcal{T}$ converge vers une valeur nulle. Cette valeur nulle indique que les estimations sont décorrélées des rangs. La figure 7.18 représente les estimations du rang des $N_{\text{CSD-V}}$ sur les bases d'apprentissage et de test pour $H = 50$. Cette figure illustre la mauvaise qualité de ces estimateurs, du point de vue de la régression et donc aussi de la prédiction. Le coefficient de Spearman n'augmente plus pour $H \geq 5$, la mauvaise estimation ne provient donc pas d'un nombre de neurones cachés trop faible. L'amélioration de ces estimateurs nécessite donc d'augmenter le nombre de scénarios faisables de la base d'apprentissage, utilisés pour la régression. Néanmoins, un tel échantillonnage réduirait voire annulerait le gain de temps apporté par l'utilisation de métamodèles de COSI-A lors du calcul d'optimisation. Nous observons avec cette étude qu'un nombre d'évaluations aussi élevé que le nombre d'évaluations nécessaire pour un calcul d'optimisation ne suffit pas pour construire des estimateurs prédictifs du rang des scénarios selon $N_{\text{CSD-V}}$.

Divers estimateurs des fonctions objectif ont été construits en vue d'évaluer le rang d'un scénario. Si la construction d'un estimateur de m_{Unat} semble faisable de manière analytique par sa seule dépendance à N_1 et N_2, l'estimateur de $N_{\text{CSD-V}}$ présente une mauvaise qualité de régression. Établir des métamodèles globaux des fonctions objectif pour réduire la durée d'un calcul d'optimisation ne semble donc pas faisable dans le cadre de ce travail. Nous rappelons que des métamodèles de COSI-A présentent un intérêt uniquement si le nombre d'évaluations nécessaire à leur construction est plus faible que le nombre d'évaluations du calcul d'optimisation. De même, si cette condition est vérifiée, il convient de vérifier si le gain en durée de calcul d'optimisation est avantageux vis-à-vis de l'erreur d'estimation des métamodèles et son impact sur la précision des résultats des calculs d'optimisation. La construction d'estimateurs de la faisabilité d'un scénario via l'évaluation du déficit en plutonium n'est pas discutée ici du fait des résultats

2. Les rangs estimés sont ordonnés et se voient attribuer une nouvelle valeur entière, de sorte qu'un scénario de la base de test ne soit pas ordonné selon la base d'apprentissage.

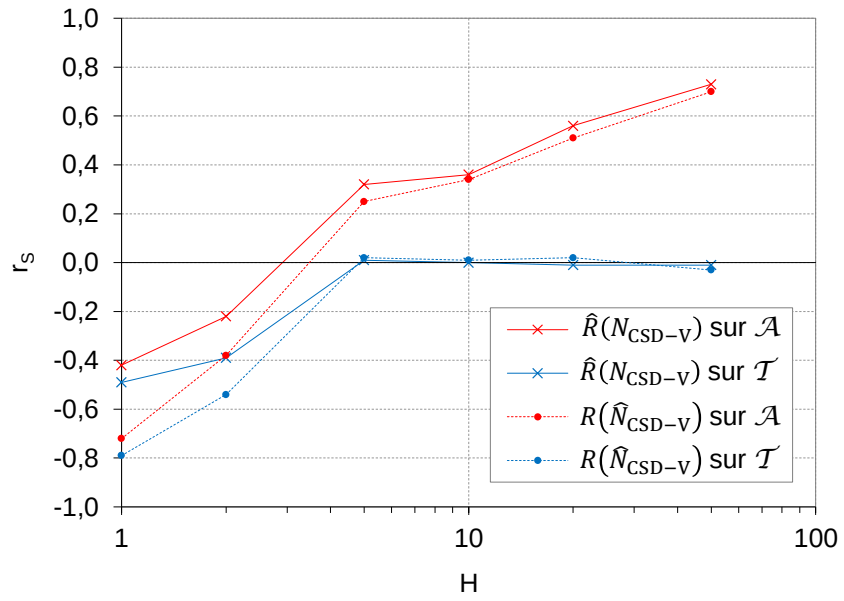


FIGURE 7.17 – *Coefficients de Spearman r_S de l'estimateur du rang des scénarios selon le nombre de colis de déchets $N_{CSD\text{-}V}$ en fonction du nombre de neurones cachés H*

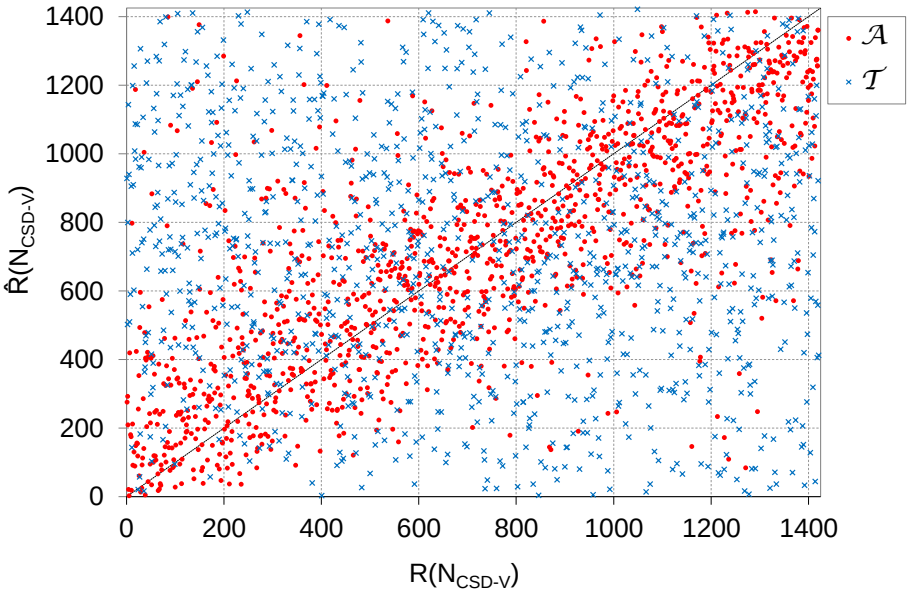


FIGURE 7.18 – *Estimation du rang des scénarios des bases d'apprentissage et de test selon le nombre de colis de déchets $N_{CSD\text{-}V}$ par régression sur les rangs*

présentés ici. Cette étude est néanmoins présentée dans l'annexe D. Nous précisons enfin que même si des métamodèles de COSI-A sont inexploitables pour des études d'optimisation, ils pourraient être utilisés pour évaluer des scénarios pour d'autres domaines d'application. En effet, seule l'estimation du rang des scénarios par rapport à d'autres est discutée dans cette partie.

7.4.4. Perspectives

Si l'utilisation de métamodèles globaux pour l'optimisation de scénarios électronucléaires ne semble pas adaptée, une piste similaire d'amélioration de la méthodologie consiste à construire des métamodèles locaux au cours du processus d'optimisation. Ces métamodèles sont établis sur un domaine réduit de l'espace de décision dont l'exploration est jugée nécessaire par le calcul d'optimisation. Cette nouvelle méthodologie soulève plusieurs interrogations qui doivent être prises en compte pour sa mise en place notamment liées à :

- la définition du domaine réduit d'intérêt : ce domaine peut par exemple être défini autour d'un scénario optimal identifié au cours du processus ; l'étendue de ce domaine doit aussi être définie ;
- le choix d'une méthode de régression adéquate : une régression par réseau de neurones pour l'estimation des fonctions objectif et contrainte n'est peut-être pas la plus adaptée dans un domaine réduit si ces fonctions ne présentent pas de variation brutale ; une régression linéaire voire polynomiale peut s'avérer suffisante ;
- la taille de la base d'apprentissage : cette taille dépend de l'étendue du domaine et éventuellement de l'allure présumée des fonctions ;
- les fonctions à estimer : l'estimation des fonctions contrainte peut ne pas être nécessaire selon le domaine réduit ; l'allure de la fonction objectif peut rendre inutile son estimation, notamment si elle est présumée monotone, etc.

Nous rappelons que, quels que soient les choix effectués, la méthode doit permettre un gain sur la durée d'optimisation tout en conservant le rang et l'optimalité des scénarios.

L'avantage des métamodèles locaux serait de pouvoir estimer un optimum afin d'orienter l'exploitation au cours du processus d'optimisation et ainsi réduire le nombre d'évaluations. Une alternative pour réduire le nombre d'évaluations au cours de l'exploitation est d'utiliser des méthodes hybrides, c'est-à-dire une métaheuristique couplée à une méthode locale utilisée pour l'exploitation. Cette méthode s'appuie sur l'hypothèse que les fonctions objectif sont monotones dans des sous-domaines réduits de l'espace de décision. Une méthode locale permet alors d'identifier les scénarios optimaux de ces sous-domaines plus rapidement que le processus d'exploitation d'une métaheuristique.

Synthèse : Choix d'une méthode d'optimisation

Complexification progressive du problème d'application

L'approche incrémentale suivie dans ce travail consiste à étudier des problèmes de plus en plus réalistes avec des critères, contraintes ou variables en nombre plus élevé. Le problème ($\mathcal{C}$) est axé sur l'optimisation d'un déploiement de RNR selon 2 phases (variables N_1 et N_2) et d'une stratégie de retraitement associée qui fait intervenir des variables liées aux quantités retraitées (capacités c_i) et aux proportions d'assemblages usés retraités (via les proportions p_i) pour chaque période de traitement i définie. Les stratégies de retraitement obtenues par optimisation de ce problème sont plus réalistes que celles qui sont ajustées selon le besoin en fabrication d'assemblages MOX. L'anticipation du retraitement qui résulte de cette stratégie permet notamment de réduire la production de colis de déchets vitrifiés pour un déploiement massif de RNR (N_1+N_2 élevé). Néanmoins, cette anticipation peut mettre en évidence de nouvelles difficultés à surmonter comme l'accumulation de plutonium entreposé qui doit rester faible. Ces difficultés sont mises en évidence et traitées dans le cas d'application présenté dans le chapitre 8. Ce problème d'application considère des variables de décision supplémentaires liées à la durée des quatre périodes de traitement ou encore aux durées minimales de refroidissement avant retraitement des assemblages usés.

Comparaison des méthodes et recommandations

Différentes méthodes d'optimisation sont comparées : les algorithmes génétiques, essaims particulaires et recherches aléatoires imbriquées. Cette dernière méthode proposée ne présente pas des résultats satisfaisants par son caractère exploratoire qui ne permet pas d'accéder à des sous-domaines qui contiennent des scénarios optimaux. La comparaison des deux métaheuristiques avec un nombre total d'évaluations fixé à 100 000 permet de conclure sur la meilleure optimalité des solutions obtenues par essaim particulaire pour le problème ($\mathcal{C}$). De plus, les algorithmes génétiques peuvent présenter des difficultés à converger vers certaines parties du front de Pareto. L'utilisation des essaims particulaires est donc recommandée pour l'optimisation de scénarios évalués avec COSI. Cette méthode est considérée dans le chapitre suivant pour une application finale de ces travaux.

Accélération de la durée d'évaluation en soutien au calcul d'optimisation

En vue de réduire la durée d'un calcul d'optimisation, des métamodèles globaux des fonctions objectif du problème ($\mathcal{C}$) ont été construits par réseaux de neurones. Ces estimateurs ne permettent pas de conserver les relations de dominance entre les scénarios évalués lors d'un calcul d'optimisation et mènent donc vers des fronts de Pareto erronés. Une telle approche n'est donc pas retenue pour l'optimisation de scénarios.

Chapitre 8

Application de la méthodologie : vers un parc 100% RNR en 2100

Les études présentées jusqu'ici concernent la comparaison de plusieurs méthodes pour l'optimisation de scénarios électronucléaires. Elles permettent d'émettre des recommandations d'utilisation sur ces méthodes et ont permis de conclure sur la meilleure performance des essaims particulaires pour l'optimisation des problèmes considérés. Nous proposons dans ce chapitre d'appliquer cette méthode à un problème plus complet et représentatif des scénarios étudiés pour la loi de 2006. Pour cela, des critères, contraintes et variables de décision représentatifs des études menées dans le cadre de cette loi sont pris en compte.

Nous discutons dans un premier temps des différentes variables de décision et fonctions objectif et contrainte prises en compte dans la définition du problème d'application (cf. §8.1). Le scénario d'étude est restreint au cas où le parc ne contient que des RNR à partir de 2100. En effet, les scénarios étudiés dans le cadre de la loi de 2006 ont pour but la recherche d'un scénario permettant d'aboutir à un parc 100% RNR avec un certain réalisme industriel. Une fois le problème d'application défini, les scénarios optimaux sont analysés (cf. §8.2). La performance de ces scénarios optimaux est comparée avec celle du scénario de référence. Cette comparaison permet de valider ou non l'optimalité du scénario de référence défini dans le cadre de la loi de 2006 vis-à-vis des critères définis dans le problème d'application et éventuellement de trouver de nouvelles alternatives optimales à ce scénario. Enfin, nous présentons différentes perspectives d'application (cf. §8.3).

Sommaire

8.1 Problème ($\mathcal{D}$) : vers un parc 100% RNR 162
8.1.1 Raffinement du problème ($\mathcal{C}$) 162
8.1.2 Résultats intermédiaires 163
8.1.3 Définition du problème d'optimisation 167
8.2 Interprétation des scénarios optimaux 168
8.2.1 Front et zone de Pareto 168
8.2.2 Analyse des scénarios optimaux extrémaux 171
8.2.3 Comparaison avec le scénario de référence 180
8.3 Perspectives d'études 181
8.3.1 Suite du problème d'application 181
8.3.2 Transmutation des actinides mineurs 183

8.1. Problème ($\mathcal{D}$) : vers un parc 100% RNR

8.1.1. Raffinement du problème ($\mathcal{C}$)

Les problèmes ($\mathcal{A}$), ($\mathcal{B}$) et ($\mathcal{C}$) étudiés précédemment ont pour objet la définition d'une méthodologie d'optimisation adaptée aux scénarios électronucléaires. Pour cela, les performances de différentes méthodes ont été comparées. L'utilisation des essaims particulaires est recommandée suite aux précédentes études. Cette méthode est ici utilisée pour l'optimisation d'un problème d'application.

Ce problème consiste en l'optimisation de la gestion du parc nucléaire en vue d'obtenir un parc 100% RNR en 2100. La variable N_2 est donc fixée à 40 dans le nouveau problème étudié. Ce cas d'application reprend le problème d'optimisation ($\mathcal{C}$) (problème (7.1) défini p.141) et apporte certaines modifications afin de se rapprocher du contexte des études menées dans le cadre de la loi de 2006. Ces modifications doivent notamment permettre d'obtenir des scénarios (N_1,40) faisables quelle que soit la valeur de N_1. Nous rappelons que contrairement à de nombreux scénarios étudiés dans le cadre de la loi 2006, nous ne considérons pas la transmutation des actinides mineurs.

Durée minimale de refroidissement des assemblages usés avant retraitement

La définition du scénario d'étude est inspirée du scénario de référence (cf. §2.2.2 p.20 et annexe A) étudié dans le cadre de la loi de 2006. Les études menées sur le scénario de référence montrent que pour éviter un déficit en plutonium, il est nécessaire soit d'ajouter des couvertures fertiles dans les RNR, soit de diminuer de 5 à 3 ans la durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages usés RNR MOX après 2080 (cf. figure 2.6 p.25). Ne considérant pas l'ajout de couvertures fertiles dans les cœurs RNR, nous choisissons de définir de nouvelles variables de décision liées à la durée minimale de refroidissement avant retraitement. Une première durée notée t_{REP} correspond à la durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages REP usés et est appliquée de 2010 à 2140. Deux variables supplémentaires notées t_1 et t_2 correspondent respectivement aux durées minimales de refroidissement avant retraitement des assemblages usés RNR MOX déchargés des RNR déployés en phase 1 (2040-2050) et en phase 2 (2080-2110). Nous choisissons de faire varier ces durées entre 2 et 6 ans, sachant qu'elles sont fixées à 5 ans dans les études présentées jusqu'ici.

Périodes de retraitement

Quatre périodes de retraitement sont définies dans les études d'optimisation présentées dans ce manuscrit (cf. §7.1 p.140) de sorte à englober les phases avec déploiement/arrêt de réacteurs (périodes 1 et 3) et les phases d'équilibre (périodes 2 et 4). Nous proposons pour l'étude du problème d'application de faire varier les durées des quatre périodes en introduisant trois variables d_2, d_3 et d_4 qui correspondent respectivement aux dates de début des périodes 2, 3 et 4. Nous rappelons que, dans les problèmes considérés jusqu'ici, ces variables sont fixées à $d_2 = 2052$, $d_3 = 2078$ et $d_4 = 2112$.

Puissance thermique des assemblages neufs

Les deux critères considérés jusqu'ici sont associés à des quantités d'intérêt pour l'amont et l'aval du cycle : la consommation d'uranium naturel m_{Unat} et la production de colis de déchets vitrifiés $N_{\text{CSD-V}}$. Nous souhaitons introduire un nouveau critère qui caractérise l'impact du retraitement sur les installations en cycle et leur dimensionnement. Nous choisissons pour cela de définir une nouvelle fonction objectif P_{CN} qui correspond à la puissance thermique massique annuelle maximale observée du combustible neuf (CN) dans les usines de fabrication au cours du scénario. Cette quantité est dimensionnante pour l'usine de fabrication du point de vue des doses et donc des moyens mis en œuvre vis-à-vis de la protection du personnel et doit donc être minimisée. Cette fonction est dépendante de la composition isotopique du plutonium issu des assemblages retraités et des durées minimales de refroidissement avant retraitement des assemblages usés.

Définition du problème intermédiaire $(\mathcal{C}')$

Le nouveau problème défini, appelé problème intermédiaire et noté $(\mathcal{C}')$, correspondant au problème $(\mathcal{C})$ avec l'ajout des six variables et du critère définis précédemment s'écrit finalement

$$
(\mathcal{C}') \left\{ \begin{array}{lll}
\text{min.} & m_{\text{Unat}}(.) & \text{masse cumulée d'uranium naturel consommé} \\
 & N_{\text{CSD-V}}(.) & \text{nombre cumulé de CSD-V produits} \\
 & P_{\text{CN}}(.) & \text{puissance thermique max. des assemblages neufs} \\
\text{avec} & N_1 \in [0\,;14] & \text{nombre de RNR déployés en phase 1} \\
 & t_{\text{REP}} \in [2\,;6] \text{ ans} & \text{durée min. avant retraitement des CU REP} \\
 & t_1 \in [2\,;6] \text{ ans} & \text{durée min. avant retraitement des CU RNR de phase 1} \\
 & t_2 \in [2\,;6] \text{ ans} & \text{durée min. avant retraitement des CU RNR de phase 2} \\
 & d_2 \in [2045\,;2060] & \text{date de début de la période 2} \\
 & d_3 \in [2070\,;2085] & \text{date de début de la période 3} \\
 & d_4 \in [2105\,;2120] & \text{date de début de la période 4} \\
 & p_1 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 1} \\
 & p_2 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 2} \\
 & p_3 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 3} \\
 & p_4 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 4} \\
 & \alpha \in [0\,;100]\% & \text{proportion de } c_1 \text{ dédiée au retraitement de CU UOX} \\
 & c_1 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 1} \\
 & c_2 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 2} \\
 & c_3 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 3} \\
 & c_4 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 4} \\
\text{s.c.} & m_{\text{Pu-}}(.) = 0 \text{ t} & \text{déficit cumulé en plutonium}
\end{array} \right. . \tag{8.1}
$$

8.1.2. Résultats intermédiaires

Interprétation des scénarios optimaux

Le problème $(\mathcal{C}')$ est optimisé par essaim particulaire ($P = 500$), ce calcul requiert 50 000 évaluations de scénarios. Le front de Pareto obtenu est représenté sur la figure 8.1. La variable N_2 étant fixée à 40, m_{Unat} augmente quand N_1 diminue. La projection de ce front selon les deux

fonctions objectif considérées jusqu'au problème ($\mathcal{C}$) est représentée sur la figure 8.2. Cette figure indique dans un premier temps que les scénarios optimaux peuvent être améliorés selon les critères sur les fonctions m_{Unat} et $N_{\text{CSD-V}}$ dans le cadre d'un déploiement massif de RNR. Notamment, l'optimisation du problème d'application intermédiaire permet comme souhaité l'obtention de scénarios optimaux (N_1,40) pour tout $N_1 \in [0\,;14]$. La zone de Pareto indique des dates d_2, d_3 et d_4 globalement antérieures de 1 à 5 ans par rapport à celles fixées jusqu'ici ($\bar{d}_2 = 2051$, $\bar{d}_3 = 2074$ et $\bar{d}_4 = 2107$). Surtout, les durées minimales de refroidissement avant retraitement des assemblages RNR MOX prennent la valeur minimale permise par le problème : $t_1 = t_2 = 2$ ans. La durée t_{REP} pour les scénarios optimaux varie quant à elle selon le domaine de variation autorisé ($\bar{t}_{\text{REP}} = 3{,}9$ ans). L'ajout d'un critère dans le problème d'application intermédiaire implique aussi l'obtention de scénarios optimaux dominés par ceux des problèmes ($\mathcal{B}$) et ($\mathcal{C}$) vis-à-vis de m_{Unat} et $N_{\text{CSD-V}}$.

Problématique de l'entreposage des assemblages usés

Les études réalisées dans le cadre de loi de 2006 considèrent une limite sur l'entreposage d'assemblages usés de 20 000 tonnes qui correspond approximativement à la capacité totale disponible sur les sites nucléaires et à l'usine de retraitement de La Hague. Les scénarios optimaux du problème intermédiaire avec $N_1 < 6$ ne respectent pas cette contrainte. Nous considérons pour illustration deux scénarios optimaux extrêmes qui respectent cette contrainte : le scénario (14,40) qui minimise P_{CN} (et maximise $N_{\text{CSD-V}}$) et le scénario (6,40) qui maximise P_{CN} (et minimise $N_{\text{CSD-V}}$). La figure 8.3 représente l'évolution de la masse d'assemblages usés pour ces deux scénarios. La date d'obtention de la quantité annuelle entreposée maximale a tendance à diminuer avec l'augmentation du nombre de RNR déployés en phase 1. En effet, le déploiement de RNR augmente le besoin en retraitement d'assemblages usés et privilégie ainsi la réduction de la masse d'assemblages usés entreposés. Nous notons m_{CU} cette masse annuelle maximale d'assemblages usés entreposés qui est limitée pour la suite des études à 30 000 tonnes. Cette augmentation de la limite provient du cadre exploratoire des études effectuées et du fait que les EPR déployés à partir de 2020 ne sont pas chargés en assemblages REP MOX. La considération d'EPR partiellement moxés impliquerait une augmentation des besoins en retraitement et donc une diminution de m_{CU}.

Problématique du plutonium entreposé

Le plutonium séparé obtenu après le retraitement d'assemblages usés n'est pas nécessairement recyclé dans l'immédiat. L'entreposage de plutonium séparé, couramment dénommé "plutonium sur étagère", est généralement limité dans les études de scénarios électronucléaires. Une raison à cette limitation est l'accroissement du risque de prolifération avec l'augmentation de la masse de plutonium entreposé. De même, l'entreposage de plutonium nécessite un dimensionnement de l'installation associée pour éviter les risques de criticité et protéger le personnel contre les risques liés à la radioactivité du plutonium. Nous proposons dans cette étude applicative de considérer la masse annuelle maximale de plutonium entreposé, notée $m_{\text{Pu+}}$, à la fois comme une fonction objectif et une fonction contrainte. En effet, cette masse doit être minimisée pour le risque qui lui est associé. De même, un scénario présentant une accumulation trop importante de plutonium entreposé est considéré comme étant infaisable. Néanmoins, cette limite n'est pas clairement identifiée et la limite usuelle dans les études de scénarios correspond au besoin en plutonium

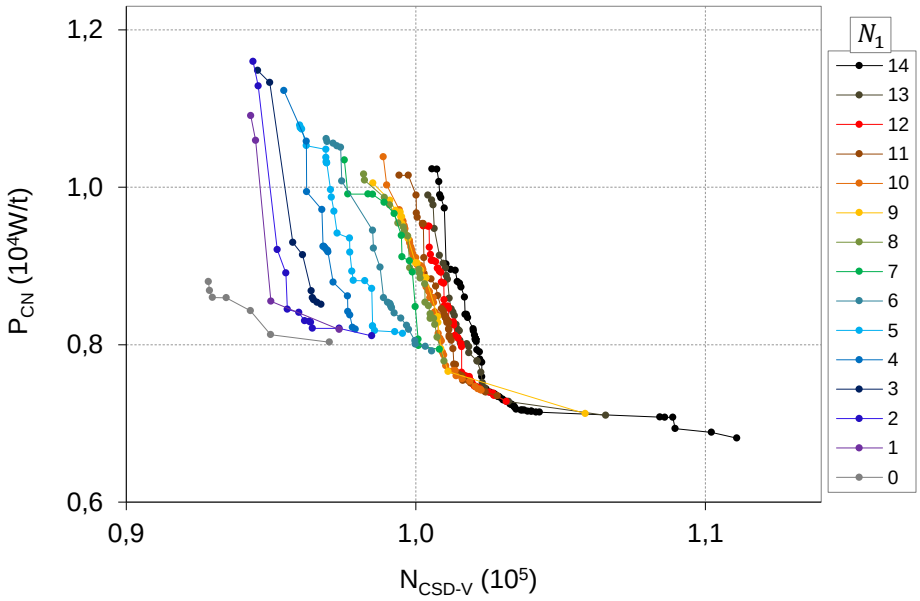


FIGURE 8.1 – *Front de Pareto du problème* $(\mathcal{C}')$

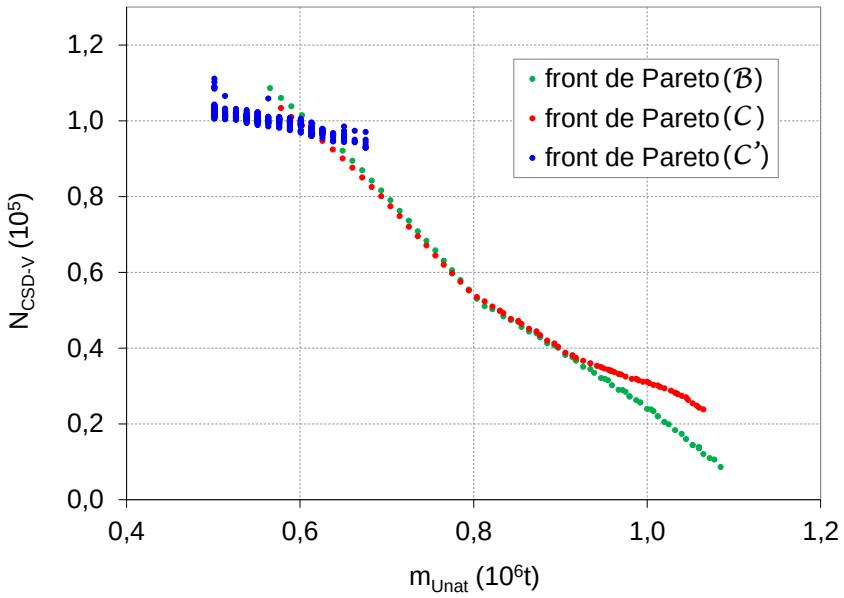


FIGURE 8.2 – *Front de Pareto du problème* $(\mathcal{C}')$ *projeté sur* m_{Unat} *et* $N_{CSD\text{-}V}$

pour la fabrication d'assemblages RNR MOX pendant 3 à 4 ans. Avec la variable N_2 fixée à 40, cette limite atteint approximativement 300 tonnes. La figure 8.4 représente l'évolution de la masse de plutonium entreposé pour les deux scénarios optimaux considérés précédemment. Nous pouvons observer qu'aucun de ces scénarios ne respecte la contrainte définie. La masse maximale de plutonium entreposé est toujours atteinte en 2077 dans ce problème, soit l'année précédent le début de la fabrication des assemblages RNR MOX pour le déploiement des RNR en phase 2. Nous rappelons que la durée de fabrication est fixée à 2 ans dans cette étude (cf. annexe A).

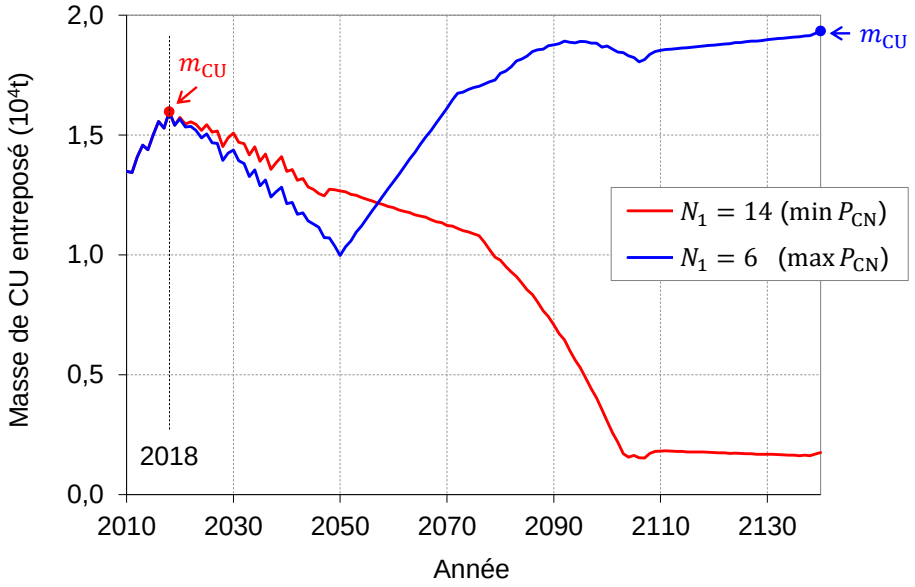


FIGURE 8.3 – *Masse d'assemblages usés entreposés de deux scénarios optimaux du problème* ($\mathcal{C}'$)

Modification de la stratégie de retraitement

La stratégie de retraitement $\mathcal{R}$ considérée jusqu'ici implique le retraitement systématique de l'ensemble des assemblages usés REP MOX dès le début de la période 1 (en 2020). En effet, une ligne de retraitement de cette stratégie privilégie le retraitement des assemblages usés RNR MOX avant les REP MOX tandis que la deuxième ligne privilégie le retraitement des assemblages usés REP MOX. Les RNR sont déployés à partir de 2040 et seulement 75 tonnes d'assemblages usés issus de Superphénix sont disponibles pour être retraités avant cette date. Ainsi, les deux lignes de retraitement sont similaires avant 2040 étant donné le peu d'assemblages RNR disponibles. Nous définissons pour le problème d'application une nouvelle stratégie de retraitement notée $\mathcal{R}'$ qui place les assemblages usés REP MOX après les REP UOX et REP URE dans l'ordre de priorité de la seconde ligne de traitement (cf. tableau 8.1). Cette modification permet d'étendre les possibilités de retraitement des assemblages usés REP MOX, c'est-à-dire de permettre le retraitement de ces assemblages entre 2038 (après l'arrêt des CPY MOX) et 2140.

Ordre de disponibilité	Proportion	Ordre de priorité
Chronologique	p (%)	RNR MOX → REP MOX → REP UOX → REP URE
Chronologique	$100 - p$ (%)	REP UOX → REP URE → REP MOX → RNR MOX

TABLEAU 8.1 – *Stratégie de retraitement $\mathcal{R}'$ du scénario d'étude*

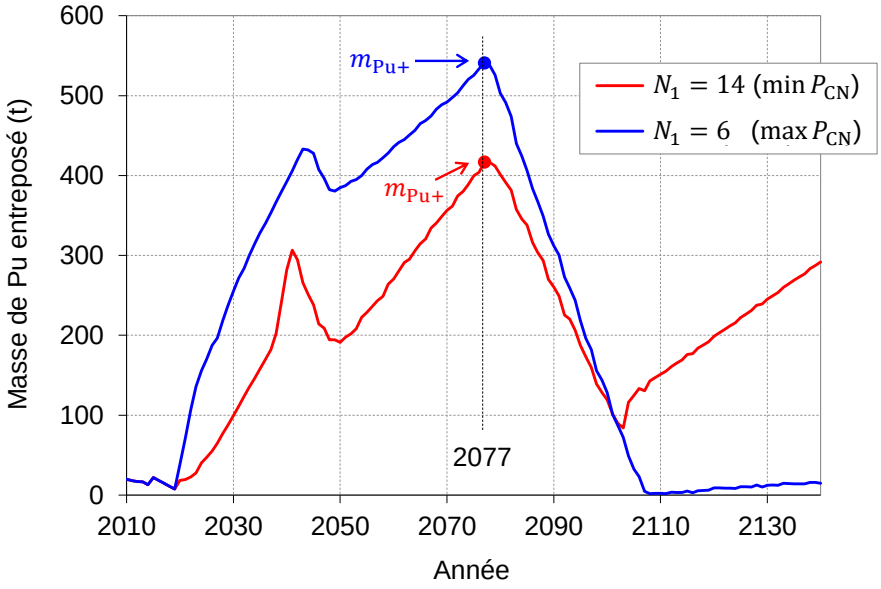


FIGURE 8.4 – *Masse de plutonium entreposé de deux scénarios optimaux du problème* $(\mathcal{C}')$

8.1.3. Définition du problème d'optimisation

Les résultats du problème intermédiaire $(\mathcal{C}')$ permettent d'affiner la définition du problème d'application, noté $(\mathcal{D})$, qui s'écrit finalement :

$$
(\mathcal{D}) \left\{
\begin{array}{lll}
\text{min.} & m_{\text{Unat}}(.) & \text{masse cumulée d'uranium naturel consommé} \\
 & N_{\text{CSD-V}}(.) & \text{nombre cumulé de CSD-V produits} \\
 & P_{\text{CN}}(.) & \text{puissance thermique max. des assemblages neufs} \\
 & m_{\text{Pu+}}(.) & \text{masse max. de plutonium entreposé} \\
\text{avec} & N_1 \in [0\,;14] & \text{nombre de RNR déployés en phase 1} \\
 & t_{\text{REP}} \in [2\,;6] \text{ ans} & \text{durée min. avant retraitement des CU REP} \\
 & t_1 \in [2\,;6] \text{ ans} & \text{durée min. avant retraitement des CU RNR de phase 1} \\
 & t_2 \in [2\,;6] \text{ ans} & \text{durée min. avant retraitement des CU RNR de phase 2} \\
 & d_2 \in [2045\,;2060] & \text{date de début de la période 2} \\
 & d_3 \in [2070\,;2085] & \text{date de début de la période 3} \\
 & d_4 \in [2105\,;2120] & \text{date de début de la période 4} \\
 & p_1 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 1} \\
 & p_2 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 2} \\
 & p_3 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 3} \\
 & p_4 \in [0\,;100]\% & \text{proportion de la ligne } \mathcal{R}_{\text{RNR}} \text{ en période 4} \\
 & \alpha \in [0\,;100]\% & \text{proportion de } c_1 \text{ dédiée au retraitement de CU UOX} \\
 & c_1 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 1} \\
 & c_2 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 2} \\
 & c_3 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 3} \\
 & c_4 \in [0\,;1300] \text{ t/an} & \text{capacité totale de retraitement en période 4} \\
\text{s.c.} & m_{\text{Pu-}}(.) = 0 \text{ t} & \text{déficit cumulé en plutonium} \\
 & m_{\text{CU}}(.) < 30\,000 \text{ t} & \text{masse max. d'assemblages usés entreposés} \\
 & m_{\text{Pu+}}(.) < 300 \text{ t} & \text{masse max. de plutonium entreposé}
\end{array}
\right. \quad . \qquad (8.2)
$$

Nous rappelons que la variable N_2 des problèmes étudiés jusqu'ici est fixée à 40 pour aboutir à un parc 100% RNR en cohérence avec les scénarios de la loi de 2006. De même, la stratégie de retraitement considérée est la stratégie $\mathcal{R}'$ permettant d'étendre les possibilités de retraitement du combustible usé REP MOX. On dénombre ainsi 16 variables de décision portant sur le nombre de RNR, le découpage temporel des besoins en traitement, les proportions et les quantités d'assemblages retraités et les temps de refroidissement minimums à respecter avant traitement.

8.2. Interprétation des scénarios optimaux

8.2.1. Front et zone de Pareto

Performance des scénarios

Le premier constat est que seuls des scénarios (14,40), qui considèrent le déploiement de RNR en phases 1 et 2, sont faisables. La figure 8.5 représente les projections 2D de l'espace des objectifs et du front de Pareto selon les fonctions objectif $N_{\text{CSD-V}}$, P_{CN} et $m_{\text{Pu+}}$. La considération de ces fonctions objectif est suffisante car seuls des scénarios (14,40) sont faisables. Nous rappelons que la fonction m_{Unat} dépend uniquement de N_1 et N_2. Elle est donc constante pour les scénarios optimaux.

Les scénarios optimaux (14,40) du problème intermédiaire ($\mathcal{C}'$) sont représentés selon le plan $(N_{\text{CSD-V}}, P_{\text{CN}})$. Nous pouvons observer une meilleure performance des scénarios optimaux du problème d'application selon le critère sur la puissance thermique des assemblages neufs. Les seuls changements entre les problèmes ($\mathcal{C}'$) et ($\mathcal{D}$) concernent la stratégie de retraitement et l'ajout de critères et contraintes. La considération de fonctions objectif et contrainte supplémentaires ne peut permettre une amélioration selon P_{CN}. Cette amélioration s'explique nécessairement par l'application de la stratégie de retraitement $\mathcal{R}'$. L'impact de cette stratégie de retraitement est discuté par la suite avec l'étude de scénarios optimaux spécifiques. Du fait de cette amélioration, les scénarios optimaux du problème d'application dominent une partie des scénarios optimaux (14,40) du problème intermédiaire selon les critères du problème intermédiaire.

Privilégier le déploiement anticipé de RNR

Seuls des scénarios (14,40) sont faisables. Ainsi, même sans la considération des fonctions objectif, seuls des scénarios (14,40) peuvent être optimaux. La figure 8.6, qui représente les valeurs des fonctions contrainte selon N_1 pour les différents scénarios qui ne présentent pas de déficit en plutonium, permet de déterminer l'origine de la faisabilité des scénarios avec $N_1 = 14$. Nous rappelons qu'en vue de réduire la durée du calcul d'optimisation, l'évaluation d'un scénario est arrêtée dès l'apparition d'un déficit en plutonium, empêchant le calcul des fonctions objectif et contrainte. Nous observons que la contrainte liée à m_{CU} est très peu discriminante vis-à-vis de la faisabilité des scénarios. La faisabilité s'explique principalement par la limitation à 300 tonnes de la masse de plutonium entreposé. L'accumulation de plutonium s'explique en grande partie par la différence entre la capacité de retraitement et le besoin en retraitement qui provient du besoin en fabrication de combustible RNR MOX. Une variable N_1 élevée permet d'augmenter le besoin en retraitement et de réduire l'écart avec la capacité qui doit prendre une valeur élevée au cours d'une ou plusieurs périodes pour anticiper le renouvellement du parc par des RNR à partir de 2080. En d'autres termes, une valeur élevée de N_1 implique de mobiliser le plutonium pour

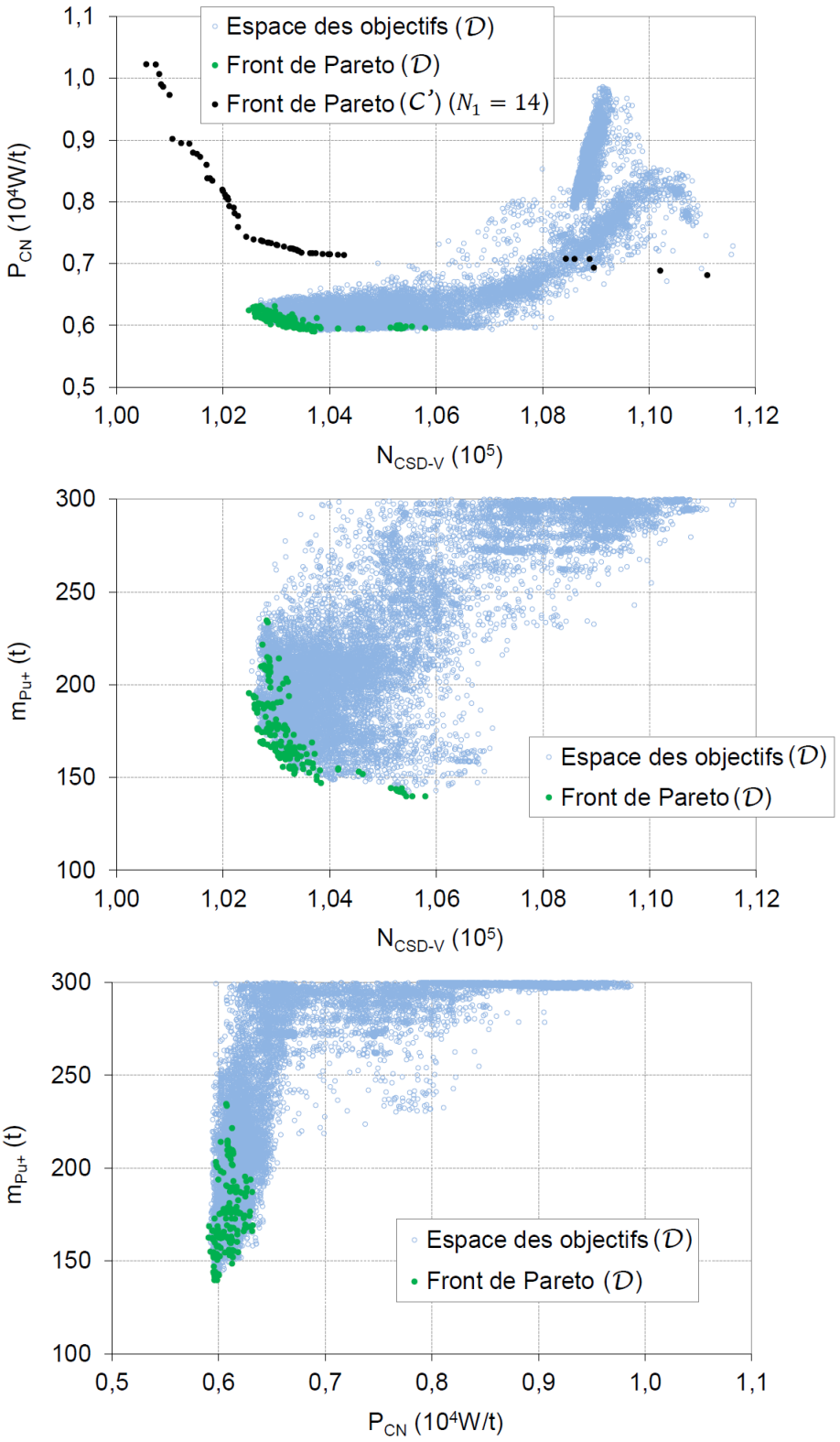


FIGURE 8.5 – *Projections 2D du front de Pareto du problème d'application* ($\mathcal{D}$)

alimenter les RNR. Ainsi, les scénarios avec $N_1 < 14$ ne peuvent pas adopter une stratégie de retraitement qui permet d'anticiper le déploiement des RNR en phase 2 sans dépasser la limite sur l'entreposage de plutonium. Nous rappelons que le recyclage du plutonium se fait uniquement en RNR dans le scénario d'étude (EPR non moxés), ce qui explique les observations précédentes.

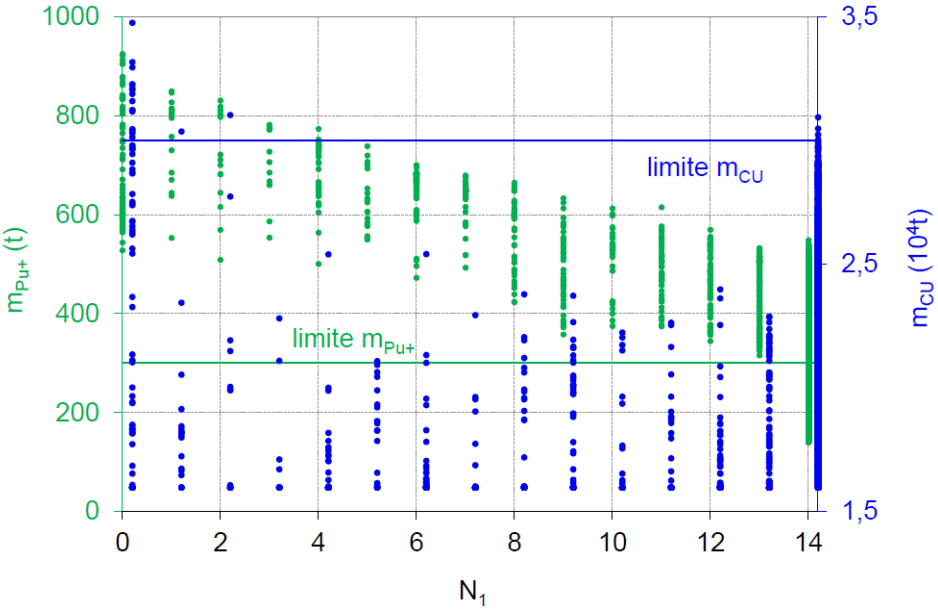


FIGURE 8.6 – *Fonctions contrainte, exceptée $m_{Pu\text{-}}$, pour les scénarios évalués du problème d'application ($\mathcal{D}$) en fonction de N_1*

Variables liées au retraitement

Les capacités de traitement par période des scénarios optimaux augmentent sur les trois premières périodes avant de décroître dans la dernière période ($c_1 \in [850\,;930]$ t/an, $c_2 \in [1080\,;1200]$ t/an, $c_3 \in [1295\,;1300]$ t/an et $c_4 \in [450\,;490]$ t/an). Pour les trois premières périodes, les proportions au traitement sont inférieures à 50% ($p_1 \in [13\,;18]$%, $p_2 \in [11\,;15]$% et $p_3 \in [35\,;44]$%). La part α de la capacité c_1 dédiée au retraitement d'assemblages REP UOX uniquement est supérieure à 50% pour les scénarios optimaux. La variable p_4 n'est pas influente vis-à-vis des scénarios optimaux dans cette étude ($p_4 \in [0\,;100]$%). La durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages usés REP des scénarios optimaux varie sur son domaine de variation et n'est donc pas influente non plus ($t_{\text{REP}} \in [2\,;6]$ ans). Les durées minimales de refroidissement avant retraitement du combustible RNR MOX issu des réacteurs déployés en phases 1 et 2 sont quant à elles faibles pour les scénarios optimaux ($t_1, t_2 \in [2{,}2\,;3{,}6]$ ans). Enfin, les dates inter périodes sont postérieures à celles définies dans les problèmes d'optimisation ($\mathcal{B}$) et ($\mathcal{C}$) ($d_2 \in [2052\,;2060]$, $d_3 \in [2082\,;2083]$ et $d_4 \in [2113\,;2118]$). Ces résultats sont commentés ci-après à l'aide de scénarios optimaux spécifiques.

8.2.2. Analyse des scénarios optimaux extrémaux

Scénarios $(\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}})$, $(\mathcal{D}/P_{\text{CN}})$ et $(\mathcal{D}/m_{\text{Pu+}})$

Nous choisissons ici d'illustrer la diversité des scénarios optimaux obtenus via l'étude des scénarios extrémaux vis-à-vis des critères du problème. Nous rappelons que tous les scénarios optimaux minimisent m_{Unat} ($N_1 = 14$). Nous notons par la suite $(\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}})$, $(\mathcal{D}/P_{\text{CN}})$ et $(\mathcal{D}/m_{\text{Pu+}})$ les scénarios extrémaux qui minimisent respectivement les fonctions objectif $N_{\text{CSD-V}}$, P_{CN} et $m_{\text{Pu+}}$. Les figures 8.7, 8.8 et 8.9 indiquent différents résultats obtenus pour ces scénarios. Les valeurs des variables de décision et des fonctions objectif et contrainte qui les définissent sont listées. De plus, l'évolution de la puissance installée par filière, des quantités retraitées par type d'assemblage, la production annuelle de CSD-V, la puissance thermique annuelle maximale des assemblages neufs, ainsi que les masses entreposées d'assemblages usés et de plutonium sont représentées. Ces quantités permettent l'analyse de l'évaluation des fonctions objectif pour chaque scénario. La puissance thermique peut prendre différentes valeurs sur une même année selon le type d'assemblage neuf fabriqué. L'indicateur représenté en chaque année est la puissance thermique maximale parmi ces différentes valeurs. De plus, un diagramme en radar faisant intervenir l'évaluation du scénario selon les fonctions objectif, exceptée m_{Unat}, est représenté. L'échelle selon chaque fonction objectif est exprimée selon un pourcentage qui situe la valeur de la fonction vis-à-vis des valeurs minimale et maximale qu'elle atteint sur l'ensemble des scénarios optimaux. Ainsi, une évaluation de 0% (resp. 100%) selon une fonction objectif indique que le scénario minimise (resp. maximise) cette fonction par rapport à tous les autres scénarios optimaux. L'évaluation des fonctions objectif pour les scénarios optimaux présente comme domaine de variation : $N_{\text{CSD-V}} \in [102\,481\,;105\,791]$, $P_{\text{CN}} \in [5\,903\,;6\,318]$ W/t et $m_{\text{Pu+}} \in [140\,;235]$ t. Ces domaines sont assez réduits selon $N_{\text{CSD-V}}$ et P_{CN}, le scénario $(\mathcal{D}/m_{\text{Pu+}})$ pourrait donc être considéré comme étant la meilleure alternative du problème d'application.

Retraitement optimal des assemblages usés

Les trois scénarios extrémaux présentent des capacités de retraitement ainsi que des quantités retraitées par type d'assemblage très proches. La principale différence entre les trois scénarios intervient sur la répartition des 3 673 tonnes d'assemblages REP MOX usés retraités entre 2038 et 2140. Pour chaque scénario, tous les assemblages usés REP sont retraités avant la fin de la phase 2 de déploiement. Cet instant marque le début d'une courte période qui dure jusqu'à d_4 où les assemblages usés ne sont pas disponibles en quantité suffisante afin de permettre le retraitement de capacité c_3. À partir de d_4, la capacité de retraitement est réduite à c_4 qui prend une valeur d'environ 500 t/an, permettant le fonctionnement à l'équilibre du parc RNR déployé en phase 2. La fin du retraitement des assemblages REP est antérieure à d_4, la variable p_4 n'est donc pas discriminante, car seuls des assemblages usés RNR MOX sont encore disponibles pour être retraités.

Production de CSD-V

Les productions annuelles et cumulées de colis de déchets vitrifiés sont similaires pour les trois scénarios extrémaux. La principale différence apparaît par un pic sur la production de CSD-V pour l'année vers 2100 qui précède celle où la capacité de retraitement c_3 ne peut être atteinte par un manque d'assemblages usés disponibles. Cette année marque la fin du retraitement des

Nom du scénario :
$(\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}})$

Variables de décision :

N_1	=	14
N_2	=	40
t_{REP}	=	5,7 ans
t_1	=	2,7 ans
t_2	=	3,1 ans
d_2	=	2057
d_3	=	2083
d_4	=	2116
p_1	=	16,8%
p_2	=	13,0%
p_3	=	39,4%
p_4	=	100%
α	=	74,0%
c_1	=	914 t/an
c_2	=	1118 t/an
c_3	=	1297 t/an
c_4	=	472 t/an

Evaluation :

m_{Unat}	=	501 074 t
$N_{\text{CSD-V}}$	=	102 481
P_{CN}	=	6 246 W/t
$m_{\text{Pu+}}$	=	195 t $<$ 300 t
$m_{\text{Pu-}}$	=	0 t
m_{CU}	=	20 659 t $<$ 30 000 t

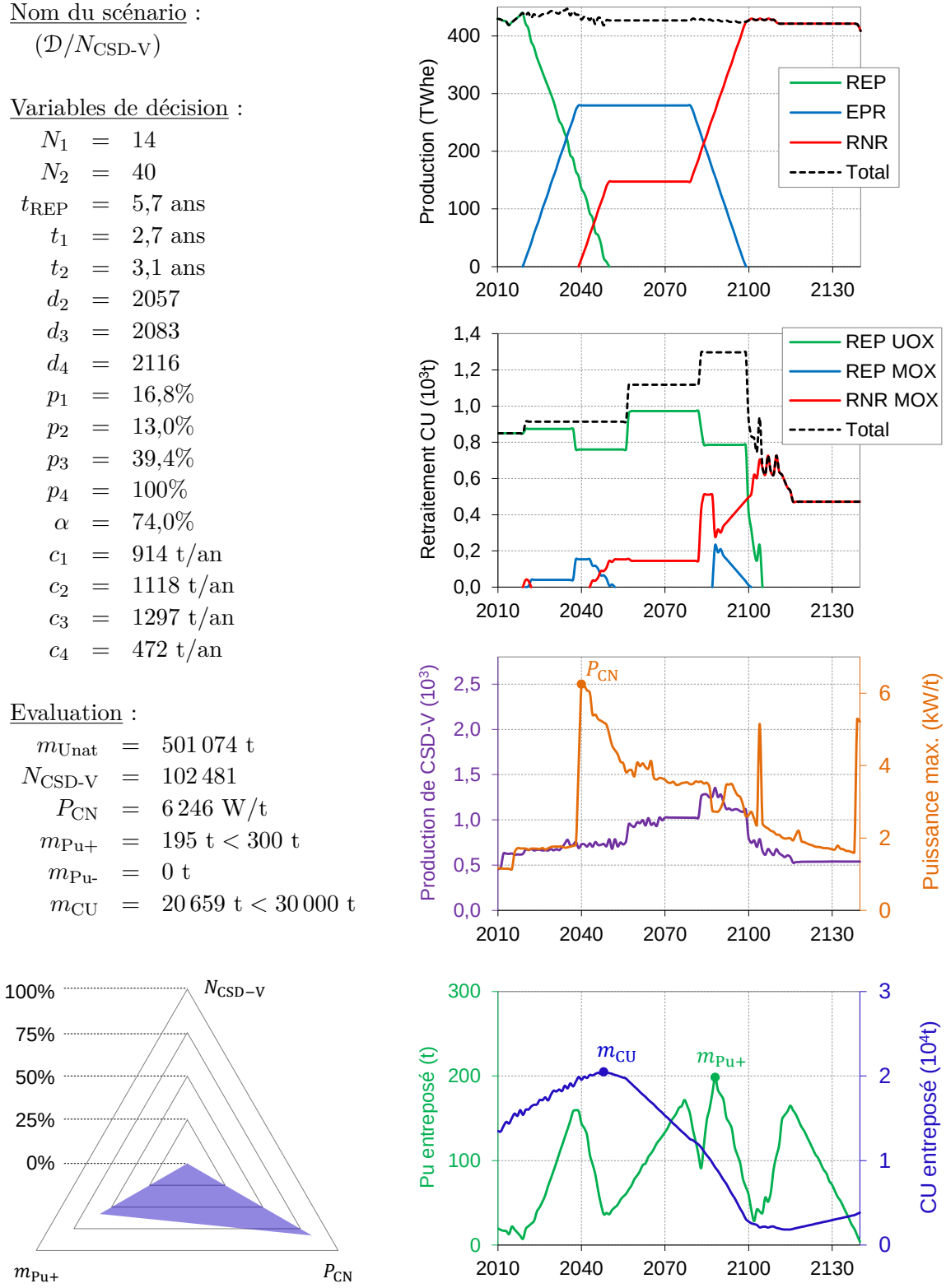


FIGURE 8.7 – *Principaux résultats du scénario* $(\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}})$

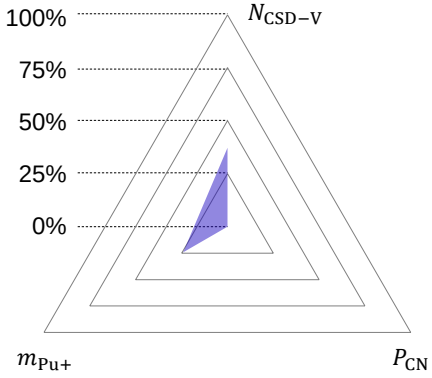
Nom du scénario :
$(\mathcal{D}/P_{\text{CN}})$

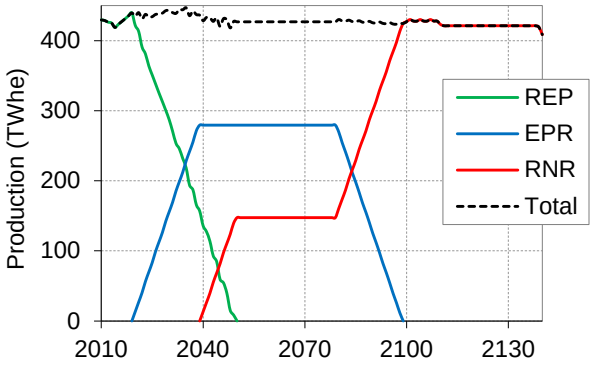
Variables de décision :

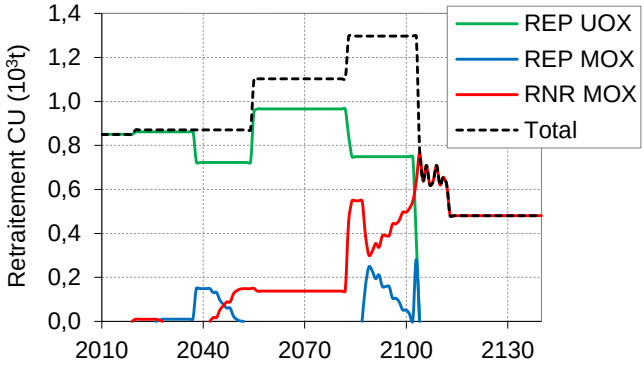
N_1	=	14
N_2	=	40
t_{REP}	=	3,3 ans
t_1	=	2,3 ans
t_2	=	2,9 ans
d_2	=	2055
d_3	=	2083
d_4	=	2113
p_1	=	17,1%
p_2	=	12,5%
p_3	=	42,3%
p_4	=	31,5%
α	=	93,4%
c_1	=	871 t/an
c_2	=	1103 t/an
c_3	=	1297 t/an
c_4	=	481 t/an

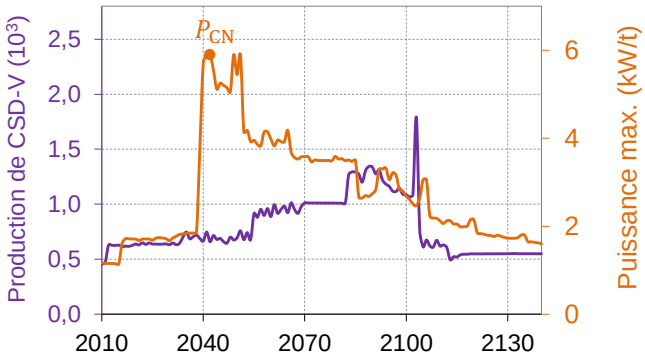
Evaluation :

m_{Unat}	=	501 074 t
$N_{\text{CSD-V}}$	=	103 714
P_{CN}	=	5 903 W/t
$m_{\text{Pu+}}$	=	163 t $<$ 300 t
$m_{\text{Pu-}}$	=	0 t
m_{CU}	=	21 746 t $<$ 30 000 t









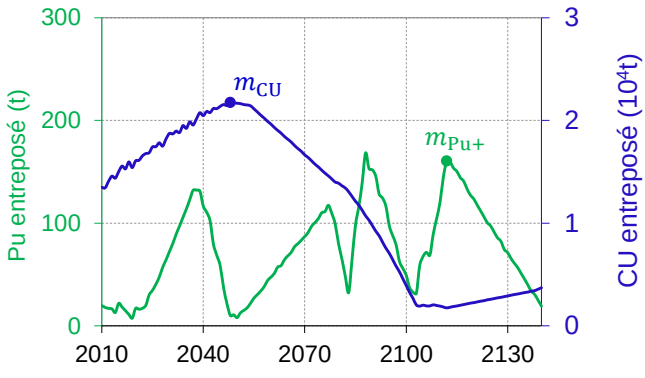


FIGURE 8.8 – *Principaux résultats du scénario* $(\mathcal{D}/P_{CN})$

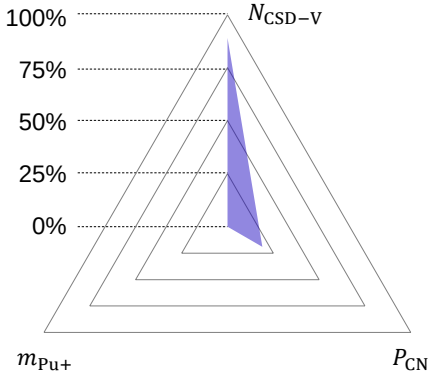
Nom du scénario :
$(\mathcal{D}/m_{\mathrm{Pu+}})$

Variables de décision :

N_1	=	14
N_2	=	40
t_{REP}	=	4,2 ans
t_1	=	2,7 ans
t_2	=	3,4 ans
d_2	=	2057
d_3	=	2083
d_4	=	2115
p_1	=	15,3%
p_2	=	12,6%
p_3	=	36,3%
p_4	=	68,2%
α	=	97,9%
c_1	=	889 t/an
c_2	=	1144 t/an
c_3	=	1297 t/an
c_4	=	481 t/an

Evaluation :

m_{Unat}	=	501 074 t
$N_{\mathrm{CSD\text{-}V}}$	=	105 431
P_{CN}	=	5 982 W/t
$m_{\mathrm{Pu+}}$	=	140 t $<$ 300 t
$m_{\mathrm{Pu\text{-}}}$	=	0 t
m_{CU}	=	21 224 t $<$ 30 000 t



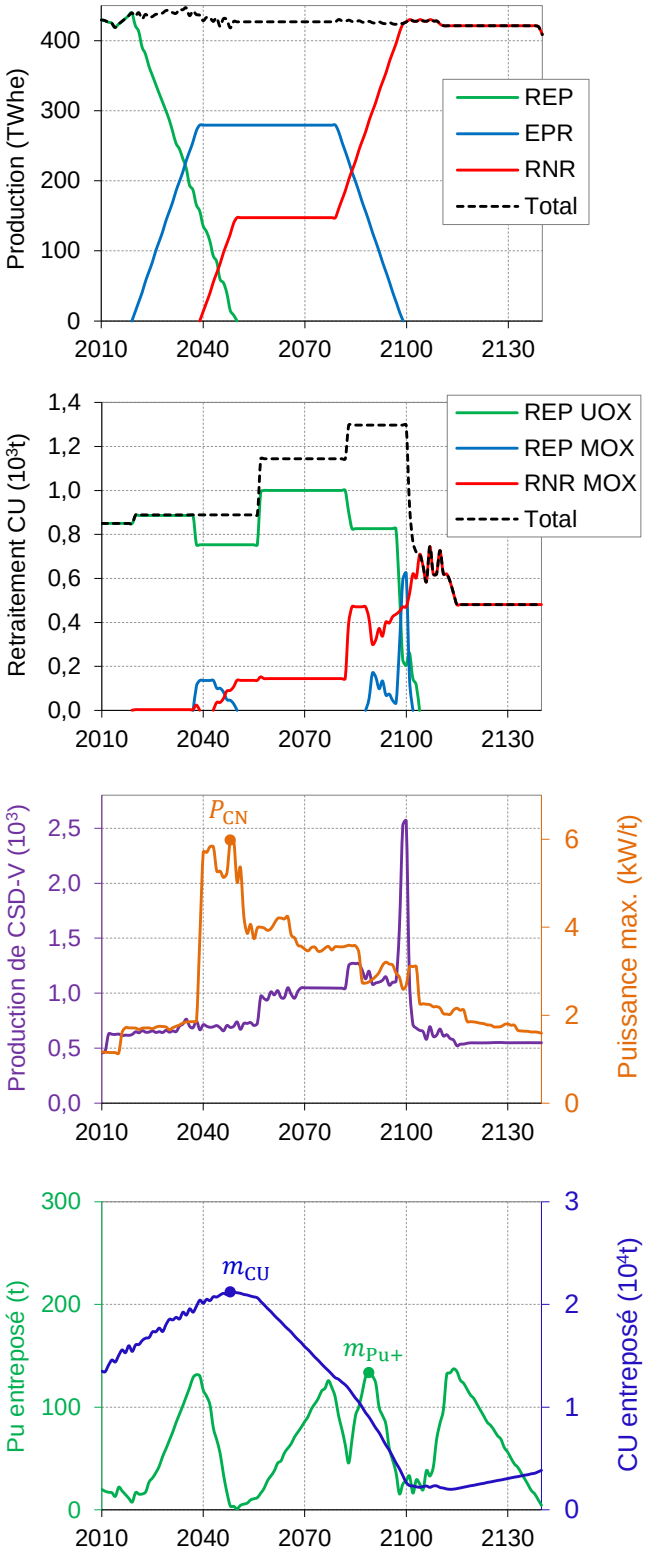


FIGURE 8.9 – *Principaux résultats du scénario* $(\mathcal{D}/m_{\mathrm{Pu+}})$

assemblages usés REP pour alimenter les derniers RNR déployés. Tous les assemblages usés disponibles restants sont retraités. Ce changement peut induire, notamment dans les scénarios $(\mathcal{D}/P_{\mathrm{CN}})$ et $(\mathcal{D}/m_{\mathrm{Pu+}})$, un pic sur la quantité retraitée d'assemblages REP MOX usés. Nous rappelons que les déchets en provenance de l'usine de retraitement sont conditionnés dans les CSD-V selon deux critères :

- la masse des produits de fission et des actinides par colis doit être inférieure à 68 kg ;
- l'activité α sur 10 000 ans par gramme de verre doit être limitée à 2.10^{19} Bq.

Les assemblages usés REP MOX présentent une teneur importante en actinides mineurs, émetteurs α, comparée aux assemblages REP UOX constitués de matières irradiées une seule fois. Ainsi, la production des CSD-V est globalement contrainte par la première limite sur le scénario, excepté en cette année précise où la part d'assemblages usés REP MOX retraités devient ponctuellement importante. La fabrication de CSD-V selon le second critère implique une diminution de la masse de produits de fission et d'actinides présents dans les colis et donc une augmentation du nombre de CSD-V pour une même quantité d'assemblages retraités régie par c_3. La figure 8.10 représente les masses moyennes annuelles de produits de fission et d'actinides mineurs présentes dans les CSD-V. Cette figure explique qu'avec une même quantité de substances radioactives envoyée aux déchets, le nombre de colis peut différer selon l'activité de ces substances. Le pic sur la production de CSD-V observé pour les scénarios $(\mathcal{D}/P_{\mathrm{CN}})$ et $(\mathcal{D}/m_{\mathrm{Pu+}})$ s'explique alors par les quantités d'assemblages usés REP MOX retraités. Ce pic induit en grande partie la différence sur la production totale de CSD-V entre 2010 et 2140 entre les trois scénarios.

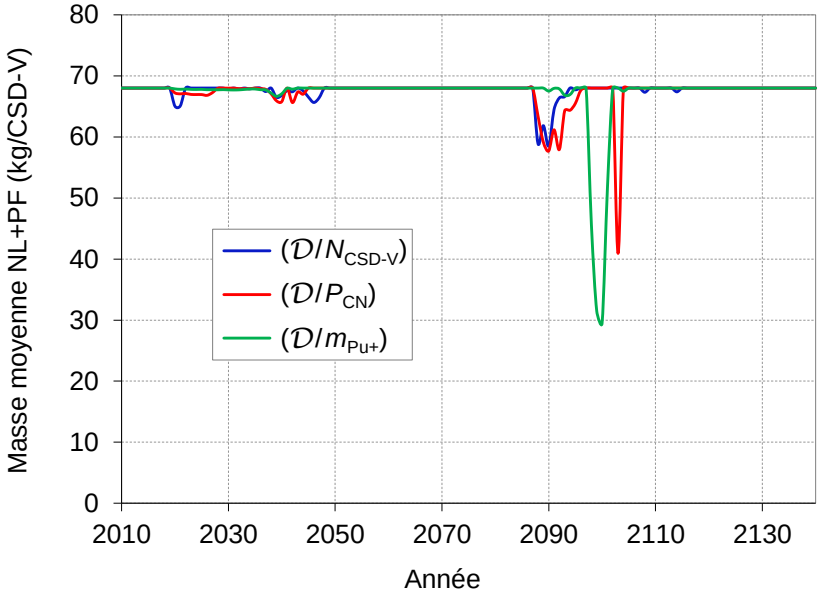


FIGURE 8.10 – *Masse moyenne annuelle des noyaux lourds et produits de fission par colis de déchets vitrifiés des trois scénarios extrémaux du problème d'application* $(\mathcal{D})$

Puissance thermique annuelle maximale des assemblages neufs

La puissance thermique maximale est similaire pour les trois scénarios extrémaux. Cette valeur maximale sur la puissance thermique des assemblages neufs apparaît entre 2040 et 2048 lors de la phase 1 de déploiement. Les RNR déployés pendant cette phase requièrent de recycler le plutonium issu du retraitement d'assemblages usés REP principalement. La puissance thermique des assemblages neufs dépend principalement de la teneur en ^{238}Pu du plutonium recyclé. Cette teneur est plus élevée dans le plutonium issu des assemblages usés REP, de qualité en plutonium dégradée suite à l'irradiation en spectre thermique. Les assemblages usés RNR, au contraire, voient leur qualité en plutonium augmenter suite à l'irradiation en spectre rapide (cf. figure 8.11) et donc leur teneur en ^{238}Pu diminuer. Le plutonium recyclé dans les premiers assemblages neufs RNR est issu du retraitement d'assemblages REP exclusivement et induit donc une valeur maximale de la puissance thermique en phase 1. Ce constat permet de conclure que diminuer les durées minimales t_1 et t_2 de refroidissement avant retraitement des assemblages RNR n'impacte pas le dimensionnement de l'usine de fabrication vis-à-vis de la puissance thermique. Nous observons de même pour le scénario $(\mathcal{D}/N_{\text{CSD-V}})$ des pics sur la puissance thermique des assemblages neufs en 2104 et 2139. La figure 8.12 représente pour ce scénario l'évolution de la puissance thermique des assemblages neufs ainsi que le plutonium recyclé consommé. Nous distinguons le plutonium recyclé exclusivement pour la fabrication d'assemblages RNR (issu de tous types d'assemblages usés) et le plutonium recyclé destiné en priorité à la fabrication d'assemblages REP MOX (issu d'assemblages usés REP UOX). Ces pics apparaissent lors du recyclage de plutonium issu d'assemblages REP UOX entreposés avant 2038 destiné initialement à être recyclé en assemblages REP MOX. Ce scénario deviendrait infaisable si une contrainte sur la limitation de la durée d'entreposage du plutonium était considérée. Ces pics seraient lissés si le plutonium destiné initialement à la fabrication d'assemblages REP MOX était recyclé en priorité et non en dernier recours. Finalement, les scénarios extrémaux sont assez proches, car la composition isotopique du plutonium recyclé en phase 1 est de qualité similaire à l'instant où le maximum sur la puissance thermique est atteint.

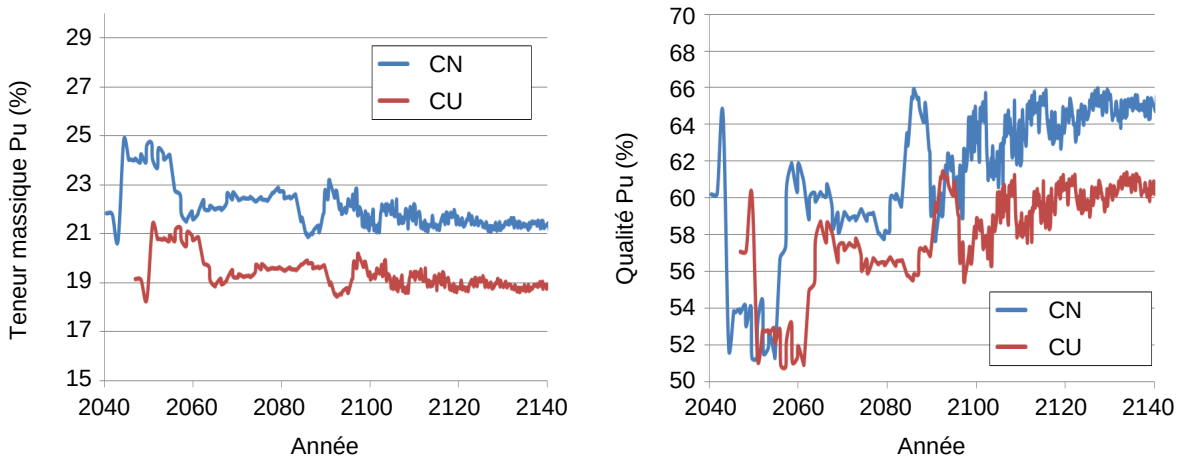


FIGURE 8.11 – *Teneur massique et qualité du plutonium de la zone fissile des assemblages RNR neufs et usés*

La teneur massique et la qualité en plutonium de la zone fertile des assemblages RNR usés atteignent respectivement 6% et 90%.

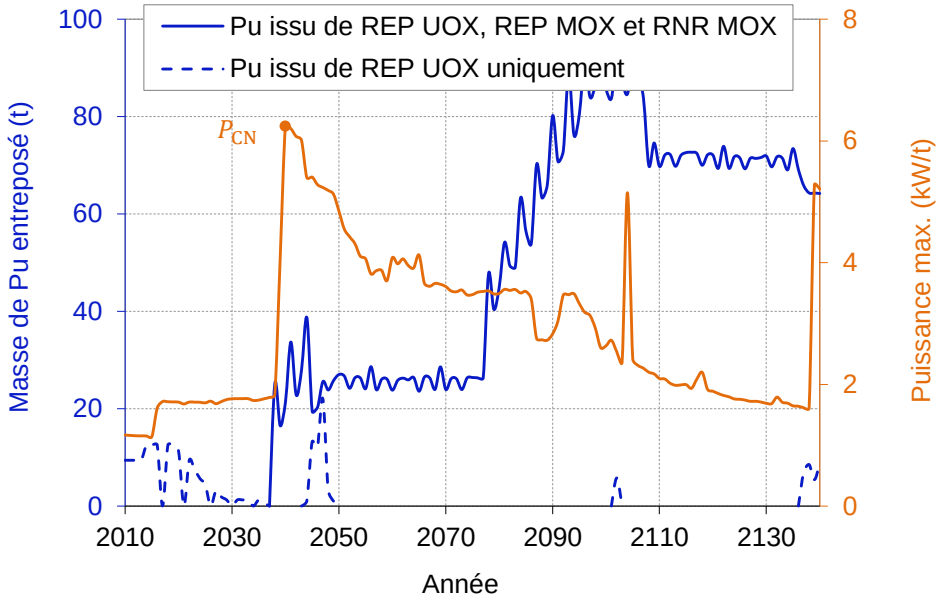


FIGURE 8.12 – *Puissance thermique maximale des assemblages neufs et masse de plutonium entreposé du scénario* ($\mathcal{D}/N_{CSD\text{-}V}$)

Entreposage de combustible usé

Pour les trois scénarios extrémaux, la masse d'assemblages usés entreposés augmente avant 2048 avant de décroître jusqu'à ce que la quantité d'assemblages usés disponibles devienne ponctuellement nulle suite au dernier retraitement des assemblages REP. À partir de d_4, les assemblages usés RNR MOX s'accumulent en entreposage.

Quantité de plutonium entreposé

L'évolution de la quantité de plutonium entreposé est similaire pour les trois scénarios extrémaux. Tout d'abord, cette quantité augmente jusqu'en 2038, date qui marque le début de la fabrication d'assemblages neufs RNR MOX. Ce plutonium est ensuite recyclé jusqu'en 2050, date de fin du déploiement des RNR de phase 1. La quantité de plutonium augmente ensuite avec le début du retraitement d'assemblages RNR MOX issus des RNR déployés en phase 1, qui présentent une meilleure teneur en plutonium fissile que les assemblages usés REP. Cette augmentation s'arrête en 2077 lors de la fabrication de nouveaux assemblages neufs RNR MOX pour les RNR déployés en phase 2. Cette phase de déploiement en période 2 est synonyme d'une diminution de la quantité de plutonium jusqu'en d_3. La période 4 marque une augmentation de la capacité de retraitement, ce qui permet de retraiter assez d'assemblages pour former un nouveau stock de plutonium pendant le déploiement des RNR. Une fois les assemblages usés RNR MOX disponibles épuisés, le retraitement des assemblages REP satisfait le besoin en plutonium, sans régénérer le stock qui s'épuise. La quantité diminue alors jusqu'en 2102 environ, date à laquelle la quantité d'assemblages usés disponibles ne permet pas de respecter la capacité imposée de retraitement, sans néanmoins générer un déficit en plutonium. Le stock de plutonium augmente à nouveau jusqu'en d_4 qui marque le début du retraitement exclusif d'assemblages usés RNR MOX. Nous pouvons conclure que les scénarios optimaux mettent à profit de manière efficace la quantité de plutonium qui peut être entreposé avec des phases de consommation et d'accumulation.

Impact de la stratégie de retraitement $\mathcal{R}'$

Nous proposons ici d'étudier l'impact du passage de la stratégie $\mathcal{R}$ à $\mathcal{R}'$ sur le scénario $(\mathcal{D}/P_{\text{CN}})$ par exemple. La figure 8.13 représente les résultats obtenus pour ce scénario selon les deux stratégies. La stratégie $\mathcal{R}$ ne permet pas d'étendre le retraitement des assemblages REP MOX sur la durée du scénario et implique donc le retraitement des assemblages REP MOX avant 2045. Cette différence impacte de nombreux indicateurs qui sont étudiés dans ce problème. Nous observons tout d'abord la présence d'un pic en 2039 sur la production de CSD-V avec la stratégie $\mathcal{R}$ et un en 2103 avec la stratégie $\mathcal{R}'$. L'intensité du pic est proportionnelle à la part d'assemblages REP MOX retraités. L'application de la stratégie $\mathcal{R}$ conduit à retraiter uniquement des assemblages REP MOX en 2039 et donc à une forte production de CSD-V. Cette production contribue notamment à une valeur de $N_{\text{CSD-V}}$ égale à 108 676 avec la stratégie $\mathcal{R}$ contre 103 714 avec la stratégie $\mathcal{R}'$. De plus, la stratégie $\mathcal{R}$ conduit à une augmentation de la fonction objectif P_{CN} égale à 7 607 W/t contre 5 903 W/t avec la stratégie $\mathcal{R}'$. Nous pouvons observer que la stratégie de retraitement ne présente pas d'impact sur la fonction contrainte m_{CU} qui dépend de la capacité de retraitement. La quantité de plutonium entreposé ne dépend quant à elle pas uniquement de la capacité de retraitement mais du type des assemblages retraités. Le retraitement de l'ensemble des assemblages usés REP MOX en phase 1 avec la stratégie $\mathcal{R}$ conduit à une accumulation plus importante de plutonium entre 2020 et 2041. En effet, les assemblages usés REP MOX présentent une plus grande teneur en plutonium que les assemblages usés REP UOX. Cette différence vis-à-vis de l'entreposage de plutonium entre les deux stratégies est progressivement réduite puis annulée lors de la phase 2 entre 2087 et 2107 avec le retraitement des assemblages usés REP MOX avec la stratégie $\mathcal{R}'$. Néanmoins, la quantité plus importante de plutonium entreposé entre 2020 et 2107 avec la stratégie $\mathcal{R}$ conduit à une valeur de $m_{\text{Pu+}}$ de 243 t contre 163 t avec la stratégie $\mathcal{R}'$. Nous pouvons conclure de cette étude que la stratégie $\mathcal{R}'$, qui offre plus de possibilités vis-à-vis du retraitement des assemblages usés REP MOX, mène vers un meilleur scénario vis-à-vis des critères du problème. En effet, le choix des assemblages usés retraités impacte nettement les fonctions objectif par leur composition différente.

Discussion sur la durée minimale de refroidissement avant retraitement

Les scénarios optimaux du problème intermédiaire $(\mathcal{C}')$ ont pour durées minimales de refroidissement avant retraitement des assemblages usés RNR MOX $t_1 = t_2 = 2$ ans. Ces durées diffèrent pour les scénarios optimaux du problème d'application $(\mathcal{D})$ $(t_1, t_2 \in [2{,}4\,;4{,}3]$ ans). Une durée minimale de refroidissement faible permet d'accélérer la disponibilité des assemblages usés avant retraitement et semble donc offrir plus d'alternatives pour la recherche d'un retraitement optimal. Néanmoins, pour le problème d'application défini, les stratégies de retraitement peuvent rester identiques pendant des dizaines d'années avec le découpage en quatre périodes et ne permettent pas nécessairement d'exploiter ce gain sur la disponibilité de manière efficace. La figure 8.14 représente l'évolution de la quantité de plutonium entreposé pour le scénario $(\mathcal{D}/P_{\text{CN}})$ avec ses propres durées t_1 et t_2 et avec des durées réduites à 2 ans. Cette réduction de la durée présente un impact significatif à partir de 2088 sur le retraitement des assemblages REP MOX qui est légèrement retardé avec l'augmentation de la quantité d'assemblages usés RNR MOX disponibles. Ce retard entraîne une augmentation de la quantité de plutonium entreposé du fait d'une teneur en plutonium plus élevée dans les assemblages RNR MOX. De plus, le retardement du retraitement des assemblages REP MOX augmente l'intensité du pic de retraitement de ces assemblages en phase 2 et induit donc une augmentation de la production de colis de déchets vitrifiés. Pour

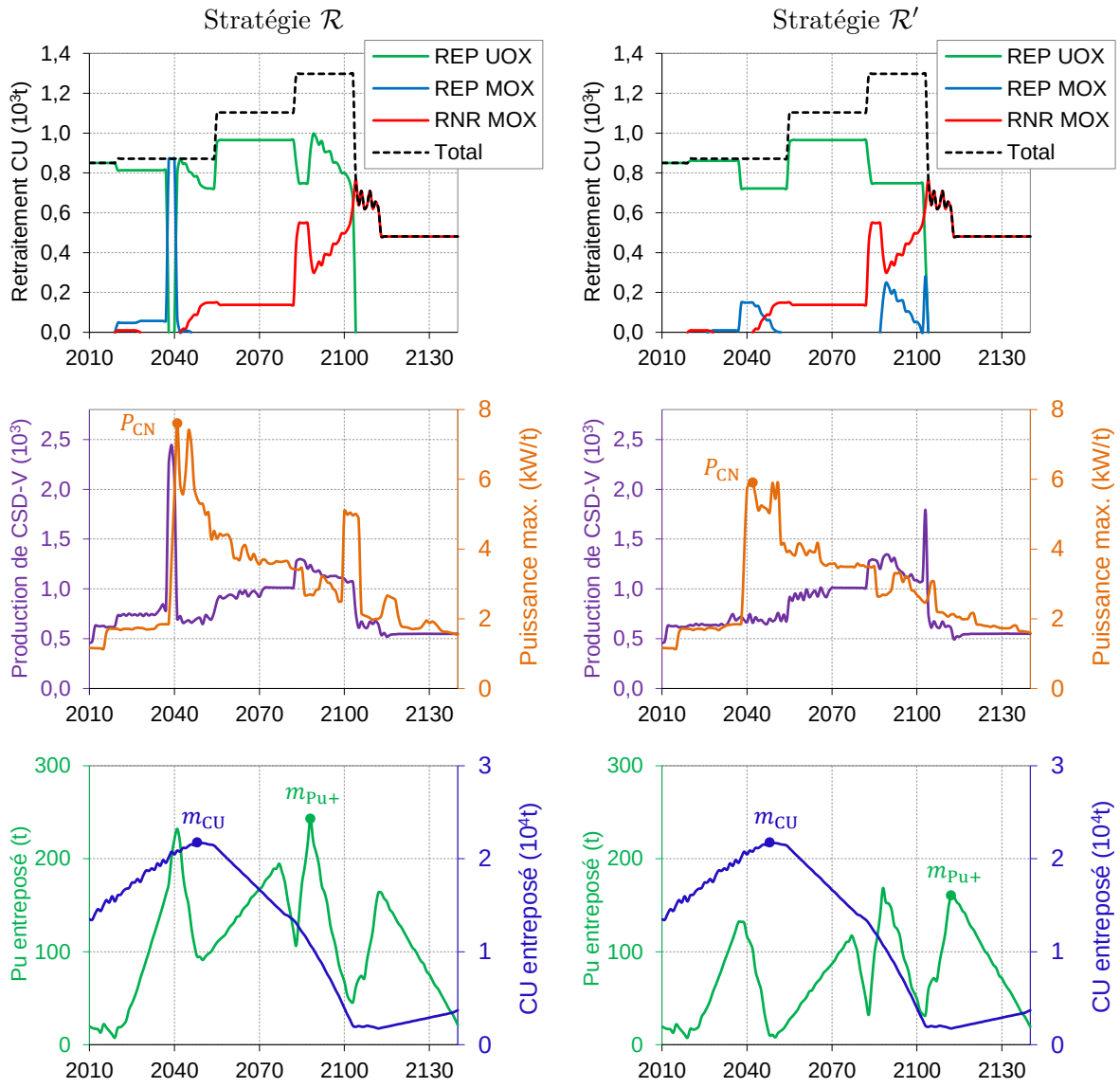


FIGURE 8.13 – *Comparaison des résultats du scénario* $(\mathcal{D}/P_{CN})$ *avec les stratégies de retraitement* $\mathcal{R}$ *et* $\mathcal{R}'$

conclure, la réduction de la durée minimale de refroidissement conduit à une dégradation des fonctions objectif avec $N_{\text{CSD-V}} = 104\,738$, $P_{\text{CN}} = 5\,958$ W/t et $m_{\text{Pu+}} = 232$ t. La durée optimale dépend donc de la stratégie de retraitement mise en œuvre et notamment du découpage temporel défini.

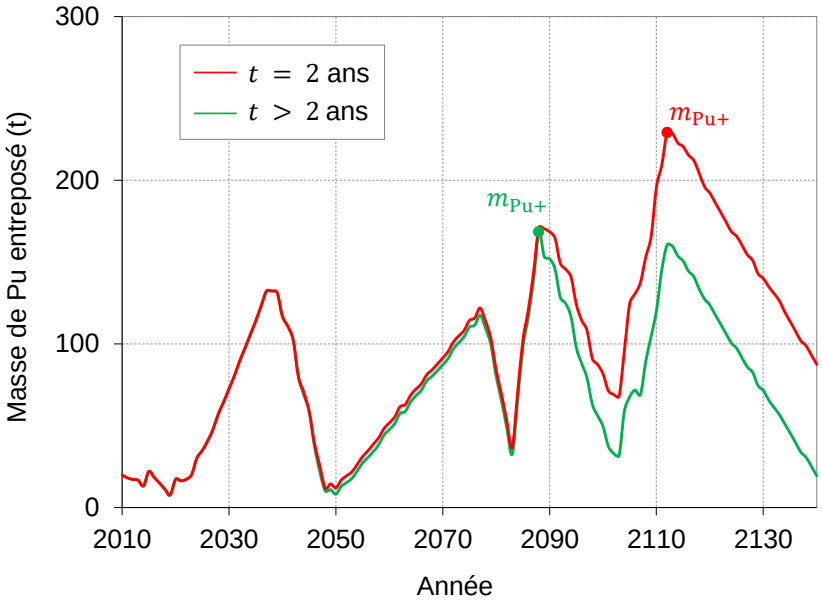


FIGURE 8.14 – *Masse de plutonium entreposé du scénario* $(\mathcal{D}/P_{CN})$ *avec* $t_1 = 2{,}3$ *ans et* $t_2 = 2{,}9$ *ans et* $t_1 = t_2 = 2$ *ans*

8.2.3. Comparaison avec le scénario de référence

Nous souhaitons désormais confronter le scénario de référence issu des études sur la loi de 2006 avec les scénarios optimaux du problème d'application. Le nombre de colis de déchets vitrifiés produits $N_{\text{CSD-V}}$ entre 2010 et 2140 est égal à 105 055, valeur comprise dans le domaine de variation de cette fonction pour les scénarios optimaux. De même, la puissance thermique des assemblages neufs P_{CN} atteint 6 403 W/t et est donc comprise dans le domaine de variation de cette fonction pour les scénarios optimaux. Enfin, la quantité annuelle maximale de plutonium entreposé s'élève à 107 t et est donc inférieure à la valeur minimale de 140 t prise par les scénarios optimaux. Le gain sur l'entreposage en plutonium s'explique par la grande différence entre la stratégie de retraitement $\mathcal{R}'$ et celle définie dans le scénario de référence, notamment vis-à-vis du nombre de périodes considérées. Les résultats associés aux scénarios de référence sont présentés sur la figure 8.15. Le diagramme en radar associé au scénario de référence ne peut représenter la valeur de $m_{\text{Pu+}}$ qui n'entre pas dans le domaine de variation de cette fonction pour les scénarios optimaux. De plus, les variables de décision ne s'appliquent pas au scénario de référence et les valeurs indiquées sont celles qui pourraient le plus se rapprocher du scénario de référence. La comparaison du scénario de référence avec les scénarios optimaux du problème d'application montre qu'ils sont tous indifférents. Bien que le gain sur l'entreposage de plutonium du scénario de référence lui permette de ne pas être dominé par un scénario optimal, il ne domine aucun des scénarios optimaux vis-à-vis des deux autres fonctions objectif même si les résultats sont très proches. Le scénario de référence retraite l'ensemble des assemblages usés REP MOX de 2038 à 2054 et retarde le retraitement des assemblages usés RNR MOX en 2052. Le retraitement des

assemblages usés REP MOX est équitablement réparti sur cette période et permet d'éviter un pic sur la production de colis de déchets vitrifiés. L'entreposage d'assemblages usés est limité par rapport aux trois scénarios extrémaux avec une capacité de retraitement plus élevée entre 2040 et 2050. La principale différence avec les scénarios provient de la gestion du plutonium. La quantité de plutonium entreposé présente des variations principalement lors des phases de déploiement de RNR et reste globalement plus faible que pour les scénarios extrémaux. Cette bonne gestion est due en partie aux EPR qui sont partiellement moxés dans le scénario de référence, permettant ainsi d'éviter une accumulation trop importante de plutonium. Finalement, le problème d'application fournit des scénarios optimaux alternatifs au scénario de référence vis-à-vis des critères choisis. Le scénario de référence diffère des scénarios optimaux de par sa stratégie de retraitement et le moxage des EPR. Le scénario de référence est optimal vis-à-vis de l'entreposage de plutonium. Les scénarios optimaux ne sont néanmoins pas dominés par le scénario de référence, car ils sont plus performants vis-à-vis de la puissance thermique des assemblages neufs ou de la production de colis de déchets vitrifiés. Les scénarios optimaux proposent ainsi une nouvelle approche de la gestion du parc sur le scénario de référence en vue d'aboutir à un parc 100% RNR en 2100.

8.3. Perspectives d'études

8.3.1. Suite du problème d'application

L'approche incrémentale suivie dans le cadre de ce travail consiste à complexifier progressivement le problème d'optimisation, de $(\mathcal{A})$ à $(\mathcal{D})$, afin d'étudier la performance de différentes méthodes d'optimisation et de présenter un cas d'application. Le problème d'application présent comporte certaines hypothèses, différentes du scénario de référence, qui ont leur importance et qui peuvent faire l'objet d'études supplémentaires. Les scénarios optimaux du cas d'application présentent une approche différente vis-à-vis de la stratégie de retraitement par rapport au scénario de référence issu de la loi de 2006. Si le découpage en quatre périodes adopté dans les études semble adéquat pour maintenir constante la capacité de retraitement, il pourrait comme pour le scénario de référence être plus fin vis-à-vis du choix des assemblages usés à retraiter. Ce découpage temporel plus fin selon les proportions permettrait d'explorer de nouvelles alternatives pour la stratégie de retraitement. De plus, le scénario de référence met en évidence une stabilisation du stock de plutonium et des assemblages usés en fin de scénario. Ces stocks stables en fin de scénario permettent d'offrir différentes gestions possibles du parc au-delà de 2140. De tels critères de stabilisation peuvent être pris en compte pour de nouvelles études d'optimisation. Enfin, certaines hypothèses pourraient être revisitées, au regard des études actuelles de scénarios. Une première hypothèse du scénario d'étude est le déploiement d'EPR non moxés entre 2020 et 2040 puis en phase 1 si $N_1 < 14$. Le moxage des EPR implique une adaptation de la stratégie de retraitement et permet de limiter la quantité entreposée de plutonium. Parmi les autres hypothèses, le déploiement des réacteurs avec des rythmes de déploiement et d'arrêt sont fixés à ± 2 GWe/an. Ne pas imposer un rythme de déploiement permettrait un déploiement progressif des RNR au cours du scénario. De plus, des variables de décision liées à la composition et l'irradiation des assemblages EPR ou RNR.

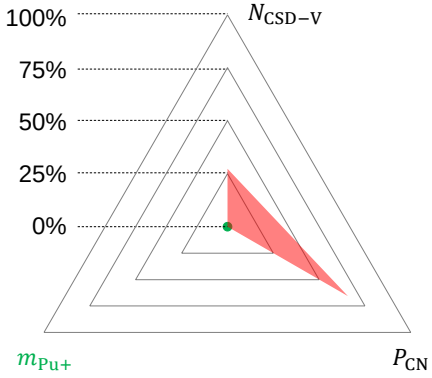
Nom du scénario :
référence

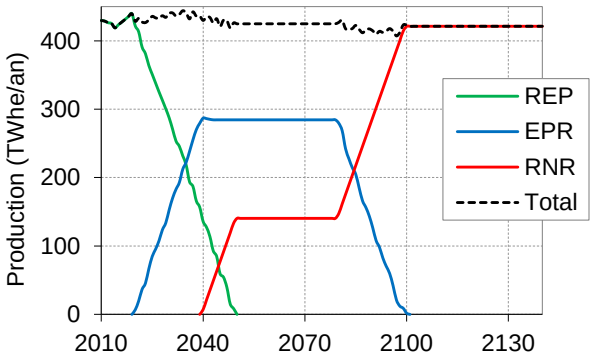
Variables de décision :

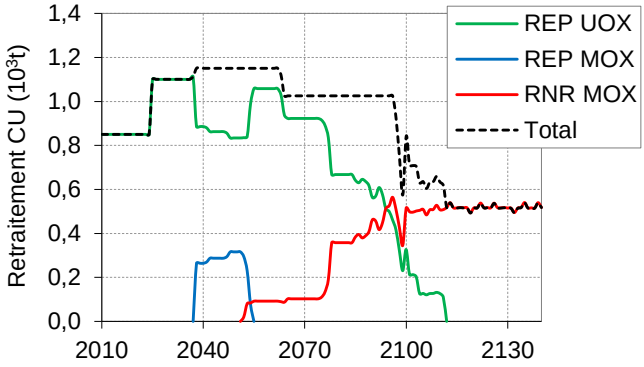
N_1	$\sim$	14
N_2	$\sim$	40
t_{REP}	$\sim$	5 ans
t_1	$\sim$	5 ans
t_2	$\sim$	3 ans
d_2	$\sim$	2036
d_3	$\sim$	2064
d_4	$\sim$	2115
p_1	$\sim$	0%
p_2	$\sim$	0%
p_3	$\sim$	10%
p_4	$\sim$	100%
α	$\sim$	100%
c_1	$\sim$	1100 t/an
c_2	$\sim$	1150 t/an
c_3	$\sim$	1025 t/an
c_4	$\sim$	517 t/an

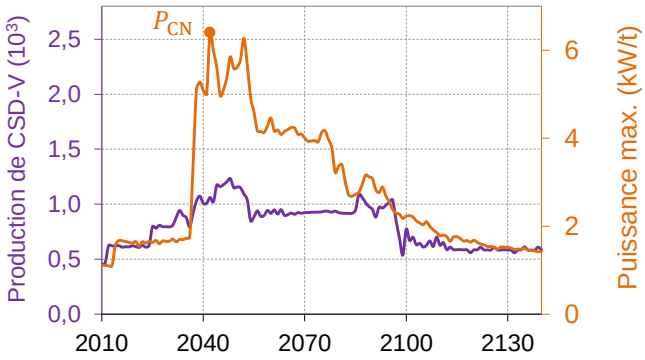
Evaluation :

m_{Unat}	=	497 987 t
$N_{\text{CSD-V}}$	=	105 055
P_{CN}	=	6 403 W/t
$m_{\text{Pu+}}$	=	107 t $<$ 300 t
$m_{\text{Pu-}}$	=	0 t
m_{CU}	=	17 667 t $<$ 30 000 t









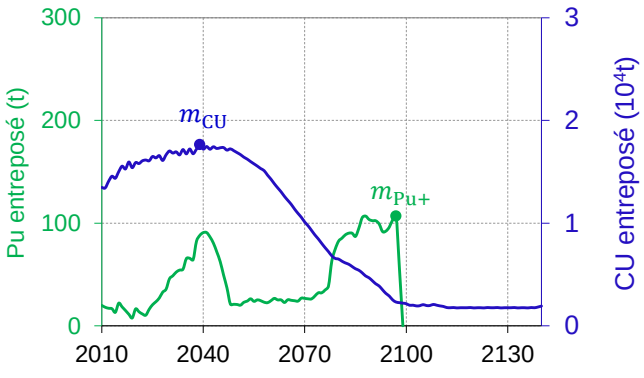


FIGURE 8.15 – *Principaux résultats du scénario de référence*

8.3.2. Transmutation des actinides mineurs

Les études présentées dans ce manuscrit ne considèrent pas la transmutation des actinides mineurs. Ce choix de porter l'étude uniquement sur le multirecyclage du plutonium suit la logique des études actuellement menées sur les scénarios "industriels" (cf. §2.2.2 p.24). En effet, à l'issue des études de la loi de 2006, la faisabilité de la transmutation n'était pas acquise. Les études de scénarios industriels sont donc axées sur la gestion du plutonium et la transition du parc REP vers un parc 100% RNR. Néanmoins, la transmutation des actinides mineurs pourrait être prise en compte dans les études d'optimisation, car elle impacte fortement le choix de la stratégie de retraitement, la thermique des assemblages retraités, etc.

Synthèse : Application de la méthodologie

Problème d'application

Le problème d'application porte sur l'optimisation conjointe du déploiement des RNR et de la stratégie de retraitement des assemblages usés. Ce problème tient compte de contraintes garantissant un certain réalisme industriel (quantités d'assemblages usés et de plutonium entreposé limitées) et fait intervenir quatre critères : minimiser la consommation d'uranium naturel, le nombre de colis de déchets vitrifiés produits, la puissance thermique maximale des assemblages neufs et la masse maximale de plutonium entreposé. De plus, ce problème dénombre 16 variables de décision portant sur le nombre de RNR, le découpage temporel des besoins en traitement, les proportions et les quantités d'assemblages retraités et les durées de refroidissement minimales avant traitement.

Scénarios optimaux du problème d'application

Les scénarios optimaux de ce problème présentent un nombre de RNR déployés en phase 1 maximal. Afin d'obtenir un parc 100% RNR, il est nécessaire de retraiter des assemblages usés pour créer un stock de plutonium. La capacité de retraitement constante sur de longues périodes ne permet pas d'augmenter cette capacité avant le déploiement de RNR pour satisfaire le besoin associé en fabrication d'assemblages. Aussi, accumuler du plutonium sur de longues périodes en vue d'anticiper le déploiement des RNR ne satisfait pas la limitation sur l'entreposage. La solution pour obtenir un stock de plutonium suffisant pour le déploiement d'un parc 100% RNR requiert donc d'adopter une gestion dynamique du plutonium. En d'autres termes, il est nécessaire d'anticiper le déploiement d'un parc 100% RNR par le déploiement d'un parc mixte REP-RNR. De plus, l'analyse de certains scénarios optimaux montre que la puissance thermique maximale des assemblages neufs est atteinte dès le déploiement des premiers RNR en 2040. Cette puissance thermique provient du plutonium issu du retraitement d'assemblages REP. La durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages usés RNR peut alors être fixée à une valeur inférieure à 5 ans en phase 2 sans présenter un impact sur le dimensionnement de l'usine de fabrication. Enfin, nous notons que ces scénarios diffèrent principalement par leur quantité maximale de plutonium entreposé.

Comparaison avec le scénario de référence

Ces scénarios optimaux sont comparés avec le scénario de référence issu des études de la loi de 2006. Les études montrent que le scénario de référence est optimal vis-à-vis de la quantité maximale de plutonium entreposé. Cette optimalité s'explique par la prise en compte du moxage des EPR dans ce scénario. Néanmoins, les scénarios optimaux sont toujours plus performants que le scénario de référence sur au moins un des deux critères restants : minimiser la puissance thermique des assemblages neufs et la production de colis de déchets vitrifiés. Les scénarios optimaux proposent donc une approche alternative au scénario de référence vis-à-vis de ces critères.

Perspectives

Les études d'optimisation peuvent être étendues en considérant un rythme de déploiement des RNR plus progressif et le moxage des EPR. Les études peuvent aussi porter sur de nouveaux aspects de la gestion du parc, comme la transmutation des actinides mineurs.

Chapitre 9

Conclusion générale

Les études de scénarios électronucléaires permettent de comparer différentes stratégies d'évolution d'un parc nucléaire et des installations associées. Un scénario électronucléaire est un scénario d'anticipation décrivant une trajectoire de la gestion de l'industrie nucléaire actuelle vers une gestion future. Jusqu'à présent, un scénario électronucléaire est entièrement défini par l'utilisateur selon les outils disponibles. La recherche de scénarios optimaux à un problème dépend alors de l'expertise de l'utilisateur et s'appuie sur un processus itératif long et complexe. L'automatisation de ce processus permet de faciliter et d'apporter un gain sur la durée des études de scénarios.

Pour répondre à ce besoin, nous choisissons de mettre en place une méthodologie d'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire. Ce travail s'articule autour de trois axes principaux. Le premier est une analyse des scénarios électronucléaires existants et des outils disponibles (outils de calcul et méthodes d'optimisation existantes) (cf. chapitres 2, 3 et 4). Le second axe porte sur les étapes de construction de la méthodologie, sa validation et l'émission de recommandations d'utilisation (cf. chapitres 5, 6 et 7). Le dernier axe porte sur l'application de la méthodologie à un problème complexe (cf. chapitre 8).

Pour illustrer et aider à la mise en place de la méthodologie d'optimisation, un scénario issu des études menées dans le cadre de la loi de 2006 a été choisi comme référence. Ce scénario considère la transition du parc REP actuel vers un parc 100% RNR en 2100 avec une phase mixte EPR-RNR, selon une hypothèse volontariste de déploiement des RNR dès 2040. Il s'appuie sur une stratégie de recyclage du plutonium dans les assemblages REP MOX puis RNR MOX sans transmutation des actinides mineurs.

Approche retenue pour l'optimisation

La nature contradictoire d'un problème multicritère nécessite l'intervention d'un décideur dans son processus de résolution. Cette intervention se traduit par l'expression de préférences sur les critères du problème. Deux approches sont généralement retenues quant à la formulation des préférences du décideur vis-à-vis des critères du problème :

- a priori si le problème est bien connu et qu'on est capable d'exprimer ses préférences vis-à-vis des critères ;
- a posteriori si le problème présente un manque de consensus sur la formulation des préférences.

Nous axons la méthodologie d'optimisation selon une formulation a posteriori pour laquelle la méthode d'optimisation doit permettre de fournir la zone de Pareto. Ce choix résulte de :

- la volonté d'obtenir des scénarios optimaux qui ne dépendent pas d'une vision individuelle de l'importance relative des critères, parfois non commensurables ;
- la meilleure compréhension des compromis accessibles et des éventuelles interactions entre les critères.

En effet, ce travail est axé sur le développement d'une méthodologie d'aide à la décision et non de prise de décision, nous préférons alors utiliser une approche Pareto pour obtenir un ensemble de scénarios optimaux. De même, la formulation de préférences pour un problème lié aux scénarios électronucléaires est difficile, car elle dépend du contexte et de la vision du décideur qui peut être d'ordre scientifique, industriel, politique ou public. Cette méthodologie doit donc être fonctionnelle et transposable quel que soit le problème étudié.

L'évolution du parc nucléaire doit répondre à plusieurs critères en matière de bénéfice, de protection des personnes et de l'environnement, de sûreté, de non-prolifération et d'un usage efficace des ressources. De telles études présentent donc un niveau de complexité important et le nombre de critères à optimiser peut rapidement devenir très élevé, les rendant inexploitables en pratique. Des objectifs non redondants, formant un ensemble cohérent qui soit le moins contestable possible, doivent ainsi être formulés pour définir un problème d'optimisation. Néanmoins, ces critères font intervenir des domaines d'expertise très différents et il n'existe pas à l'heure actuelle d'outils de simulation qui tiennent compte de l'ensemble de ces domaines. Nous choisissons dans ce travail de nous intéresser à des indicateurs liés à la physique du cycle pouvant être évalués à l'aide du code COSI. Les critères retenus dans le cadre de ce travail sont :

- minimiser la consommation d'uranium naturel ;
- minimiser la production de colis de déchets vitrifiés ;
- minimiser la puissance thermique massique maximale des assemblages neufs ;
- minimiser la quantité maximale de plutonium séparé entreposé.

Les fonctions objectif associées à ces critères sont toutes corrélées à des critères économiques, environnementaux et sociétaux.

Le problème d'optimisation multicritère n'est pas reformulé sous un problème monocritère selon cette formulation a posteriori. La méthode choisie doit donc être adaptée à la résolution de problèmes multicritères. Parmi les nombreuses méthodes d'optimisation existantes, les méta-heuristiques semblent adaptées pour la résolution de tels problèmes. En effet, ces méthodes sont globales, c'est-à-dire qu'elles ne convergent pas vers des solutions optimales locales qui dépendent de l'initialisation du processus de résolution. De même, leur fonctionnement est plus accessible pour les utilisateurs, car il ne fait pas l'objet de modifications selon le problème traité. L'utilisation de telles méthodes fait l'objet d'une littérature abondante mettant en lumière l'optimisation de

problèmes de complexités variées. L'adaptabilité de ces méthodes à différents problèmes de grande complexité encourage son utilisation pour l'optimisation de scénarios. Nous choisissons dans ce travail de comparer les performances de deux métaheuristiques disponibles dans la plateforme URANIE : un algorithme génétique et un essaim particulaire, appliquées à l'optimisation de scénarios électronucléaires.

La durée d'un calcul d'optimisation dépend à la fois du nombre d'évaluations nécessaire à la convergence de la méthode d'optimisation et de la durée de ces évaluations. Dans le cadre de ce travail, les études d'optimisation de scénarios évalués avec le couplage COSI/CESAR ne sont pas réalisables en un temps raisonnable. La durée d'un tel calcul d'optimisation peut atteindre quelques mois avec les ressources informatiques utilisées. Il est alors nécessaire de diminuer soit le nombre d'évaluations d'un calcul d'optimisation, soit la durée d'une évaluation pour permettre ces études. Quelle que soit l'approche choisie, les développements apportés ne doivent pas mener à une dégradation de l'optimalité des scénarios obtenus.

Réduction de la durée d'évaluation

L'approche choisie dans un premier temps pour la réduction de la durée d'un calcul d'optimisation concerne l'accélération de l'évaluation des scénarios. En effet, il est plus judicieux de réduire la durée d'évaluation des scénarios avant d'envisager des études, qui vont nécessiter plusieurs calculs d'optimisation, pour réduire le nombre d'évaluations.

La durée d'évaluation d'un scénario avec COSI provient à environ 95% des calculs d'évolution CESAR. Nous proposons afin de réduire cette durée d'utiliser des modèles approchés d'évolution au lieu du code CESAR lors de l'évaluation. Afin de calculer la composition isotopique d'une matière, CESAR 5.3 suit l'évolution de 109 noyaux lourds et 212 produits de fission. Nous réduisons cette liste d'isotopes à 19 noyaux lourds qui représentent la majorité de la masse en noyaux lourds d'un assemblage usé. L'évaluation des fonctions objectif et contrainte des scénarios telles que retenues actuellement avec la seule prise en compte de l'évolution de ces isotopes présente une précision satisfaisante. Dans le cas du refroidissement, la solution analytique des équations d'évolution pour chaque isotope considéré est calculée dans COSI. Concernant l'irradiation du combustible, des métamodèles d'irradiation sont utilisés pour l'évaluation de la composition finale. La construction de ces métamodèles nécessite le choix d'une méthode de régression. Nous comparons dans ce travail quatre méthodes usuelles : la régression linéaire, la régression polynomiale, le réseau de neurones et le processus gaussien. Ces études permettent de déduire que les méthodes de réseau de neurones et de processus gaussien présentent des biais similaires pour l'estimation de la composition isotopique finale d'un assemblage irradié. La méthode de réseau de neurones est finalement retenue pour établir ces métamodèles. L'utilisation d'une liste réduite d'isotopes, de modèles de refroidissement analytiques et de métamodèles d'irradiation définit une nouvelle version de COSI appelée COSI-A dans ce manuscrit. Des métamodèles d'irradiation sont construits pour l'irradiation des combustibles (REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX) présents dans le scénario de référence. Des résultats d'intérêt de COSI-A sont comparés à ceux issus de COSI pour l'évaluation du scénario d'étude, scénario qui est considéré dans les études d'optimisation présentées dans ce manuscrit. Les biais associés aux quantités d'intérêt calculées sont considérés assez faibles pour conclure sur l'estimation correcte des fonctions objectif considérées par COSI-A. La version COSI-A présente un gain sur la durée d'évaluation standard d'un scénario d'un facteur d'environ 75 et permet la distribution d'une

vingtaine d'évaluations au cours de l'optimisation, ce qui est suffisant pour permettre les études d'optimisation présentées dans ce manuscrit.

Ce travail porte ainsi sur la construction de modèles approchés auxquels COSI-A fait appel pour l'évaluation de scénarios. Une généralisation plus globale de ce travail a été envisagée via la construction de métamodèles de scénarios. Ces métamodèles sont établis à partir d'un ensemble d'évaluations de scénarios avec la version COSI-A qui fait appel à des métamodèles de CESAR (la durée d'évaluation d'un scénario avec COSI rend inenvisageable la construction de métamodèles globaux de COSI). Ces métamodèles globaux de COSI-A estiment donc directement les fonctions objectif et contrainte des problèmes d'optimisation considérés. Les études ont montré que la construction de tels métamodèles ne semble pas faisable car ils ne conservent pas le rang et l'optimalité des scénarios évalués. Nous rappelons également qu'établir des métamodèles de COSI-A présente un intérêt uniquement si la taille des bases d'apprentissage et de test est inférieure au nombre d'évaluations du calcul d'optimisation. Ce constat n'est pas vérifié lors des études effectuées en raison du nombre élevé de variables de décision que font intervenir les problèmes d'optimisation. La construction d'un estimateur approché pour certaines fonctions objectif semble néanmoins possible si ces fonctions dépendent d'un nombre réduit de variables comme la consommation d'uranium naturel. L'apport d'un tel modèle sur la comparaison des scénarios optimaux obtenus par un calcul d'optimisation, sans et avec utilisation de métamodèles de COSI-A, s'avère a priori trop limité pour être pertinent.

Mise en place d'une méthodologie d'optimisation

L'optimisation par métaheuristiques de scénarios nucléaires nécessite de définir le nombre d'évaluations nécessaire à la convergence de la méthode. Ce nombre doit être autant limité que possible, sans pour autant conduire à une dégradation de l'optimalité des solutions obtenues.

Les études associées portent sur la comparaison de différentes méthodes d'optimisation : algorithme génétique et essaim particulaire. La performance d'une méthode d'optimisation est déterminée par sa capacité à offrir une bonne diversité de scénarios optimaux, mais surtout à trouver des scénarios qui sont réellement optimaux. Différents indicateurs sont alors définis pour quantifier ces caractéristiques. La diversité des solutions optimales obtenues regroupe les notions d'uniformité et d'étendue des scénarios optimaux. L'optimalité est quant à elle évaluée à l'aide d'une mesure de contribution du front de Pareto. En raison de leur nature stochastique, ces méthodes peuvent converger vers des zones de Pareto différentes pour des calculs de même initialisation. Pour mesurer cet effet, nous définissons un nouvel indicateur de convergence d'une méthode d'optimisation, qui mesure les écarts sur l'optimalité des solutions obtenues par plusieurs calculs ayant les mêmes paramètres.

Après avoir retenu l'optimisation par métaheuristique, nous mettons en place un couplage informatique des différents outils pour l'évaluation des scénarios (COSI) et leur optimisation (URANIE). Nous précisons que le couplage d'URANIE avec un code de simulation autre que COSI ne présenterait aucune difficulté supplémentaire, par exemple certaines études présentées font intervenir le couplage URANIE/CESAR. Cette étape de mise en place de la méthodologie est réalisée selon une approche incrémentale faisant intervenir des ajouts successifs de critères, contraintes et variables de décision. Cette approche incrémentale consiste donc en l'étude de problèmes dont l'analyse est de plus en plus complexe et les scénarios optimaux différents. Elle permet de faciliter l'interprétation des scénarios optimaux, la détection d'éventuelles difficultés liées au processus d'optimisation et ainsi d'émettre des recommandations.

Les problèmes définis considèrent l'optimisation du scénario d'étude, établi à partir du scénario de référence issu des études de la loi de 2006. Le premier problème ($\mathcal{A}$) considère l'optimisation du nombre de RNR déployés lors des deux phases de déploiement successives, pour une stratégie de retraitement donnée. Ce problème de nature combinatoire permet de valider la méthodologie sur un problème dont les solutions exactes sont connues. Ces études mettent également en évidence la nette influence de la stratégie de retraitement sur les résultats de scénarios avec déploiement de RNR. Ainsi, le problème suivant ($\mathcal{B}$) considère l'ajout de variables liées au retraitement, à savoir les proportions de combustibles retraités selon quatre périodes établies à partir de la cinétique de déploiement de RNR. Cette optimisation conjointe du déploiement de RNR et de la stratégie de retraitement permet un gain sur l'optimalité des scénarios, mais met en lumière la nécessité d'ajouter d'autres variables pour favoriser le réalisme industriel du retraitement. Le problème suivant ($\mathcal{C}$) considère donc l'ajout comme variables des quantités retraitées à chaque période afin de stabiliser les capacités. Ce problème permet d'optimiser un scénario de déploiement de RNR avec une stratégie de retraitement réaliste, avec des quantités au traitement n'excédant pas 1 300 t/an au cours de la transition REP-RNR.

À chaque étape de complexification du problème, les fronts de Pareto avec algorithme génétique et essaim particulaire ont été analysés et comparés. Le fort impact de la taille de la population sur le nombre d'évaluations avant convergence et l'optimalité des scénarios optimaux a été mis en évidence. Nous sommes ainsi en mesure de faire des recommandations sur l'utilisation des essaims particulaires. Dans le cadre de l'optimisation de scénarios équivalents à ceux étudiés dans le cadre de la loi de 2006, avec deux critères et onze variables de décision, nous recommandons de fixer la taille de population (seul paramètre de la méthode à définir) à environ 200. La taille de population dépend principalement du nombre de critères, contraintes et variables de décision. Ainsi, cette taille doit être adaptée pour des problèmes plus complets. De même, elle dépend du degré de précision souhaité pour les scénarios optimaux.

En parallèle des métaheuristiques, nous proposons une méthodologie alternative s'appuyant sur une répartition différente de la part d'exploration et d'exploitation du processus d'optimisation. Le principe repose sur des échantillonnages successifs sur l'espace de recherche. Les résultats obtenus par cette méthode n'apportent pas de gain sur l'optimalité des scénarios. Nous considérons aujourd'hui qu'il n'existe pas de méthode plus efficace que les essaims particulaires pour l'optimisation de scénarios électronucléaires.

La méthodologie établie présente ainsi une évolution importante vis-à-vis des études antérieures. La recherche de scénarios optimaux adaptés à un problème s'effectuait auparavant sur des analyses de sensibilité ou encore par une approche dichotomique orientée par l'expertise. L'optimisation de scénarios avec une méthode adaptée permet maintenant de s'affranchir de l'expertise dans le processus de recherche de scénarios optimaux. Cette expertise intervient alors au cours de la définition du problème et la formulation de préférences pour le choix du scénario retenu. Finalement, la méthodologie élaborée constitue un changement de paradigme dans la construction et l'analyse de scénarios électronucléaires.

Perspectives méthodologiques

Une méthode d'optimisation performante doit à la fois explorer l'espace de recherche et exploiter les scénarios optimaux. Il existe un grand nombre de méthodes, dont les méthodes hybrides, qui font intervenir ce principe de recherche. Néanmoins, il ne semble pas nécessaire de rechercher des méthodes d'optimisation qui convergent plus rapidement pour une même

optimalité. Le gain sur la durée du calcul d'optimisation ne devrait pas être significatif étant donné que toutes ces méthodes utilisent des processus de recherche similaires.

L'utilisation de métamodèles globaux d'évaluation ne permet pas non plus un gain sur le nombre d'évaluations. Une piste à explorer est la construction de métamodèles locaux, dont les domaines de variation sont définis quand plusieurs scénarios optimaux sont proches dans l'espace de décision. Ces domaines de variation ne doivent pas être trop grands pour éviter d'observer les mêmes difficultés que pour les métamodèles globaux vis-à-vis de la prédiction du rang des scénarios. La définition d'un domaine de variation trop faible réduit l'intérêt de cette approche vis-à-vis du gain sur le nombre d'évaluations. Une autre alternative pour accélérer la phase d'exploitation du processus d'optimisation est d'utiliser une méthode hybride, c'est-à-dire une métaheuristique couplée à une méthode locale pour l'exploitation.

La méthodologie définie est axée sur la recherche de l'ensemble des scénarios optimaux suite à la définition d'un problème sans formulation de préférences. Une alternative à cette approche est d'utiliser le processus d'optimisation pour guider l'utilisateur dans la formulation de ses préférences en lui apportant de la connaissance sur le problème (formulation interactive). Pour ce faire, un dialogue solveur/décideur doit être instauré. Cette méthodologie serait donc axée dans un premier temps sur une approche a posteriori pour la recherche d'un premier ensemble de scénarios s'approchant des scénarios optimaux et tiendrait ensuite compte de préférences définies par le décideur pour exploiter certains de ces scénarios. Ainsi, le décideur pourrait guider le processus d'optimisation soit en restreignant le domaine de recherche, soit en ajoutant des contraintes, ou encore en pondérant des critères.

Le travail effectué s'est axé sur la recherche du front de Pareto associé à un problème donné. Pour continuer sur la prise en compte de la formulation des préférences, des méthodes pour aider le décideur à formuler ses préférences à l'aide de ce front peuvent désormais être définies. Ces méthodes peuvent être numériques ou graphiques et doivent permettre de faciliter l'analyse du front de Pareto.

Optimisation sous incertitudes

Le domaine de l'optimisation offre par ailleurs d'autres perspectives méthodologiques comme l'optimisation sous incertitudes [Petrone 2012 ; Baudoui 2012]. Cette perspective pourrait actuellement faire l'objet d'une nouvelle étude, suite aux travaux effectués sur l'optimisation multicritère et la propagation d'incertitudes sur les scénarios électronucléaires au sein du LECy [Krivtchik 2014]. Les scénarios optimaux trouvés lors de la résolution d'un problème d'optimisation ne sont pas nécessairement les scénarios à retenir. En effet, ces scénarios ne tiennent pas compte des incertitudes qui affectent l'évaluation des fonctions objectif et contrainte. Dès lors, l'optimalité et la faisabilité des scénarios optimaux d'un problème ne sont pas assurées. Ces incertitudes sont d'origines multiples. Par exemple, en plus des incertitudes sur l'évaluation des fonctions objectif et contrainte propres à la modélisation d'un scénario dans COSI, les données nucléaires (sections efficaces de capture et fission, etc.) impactent l'évolution des isotopes d'intérêt au cours du scénario. Les hypothèses qui régissent la définition d'un scénario peuvent aussi être associées à des paramètres et hypothèses incertains du scénario. Ces incertitudes sont modélisées par des distributions de probabilité sur l'ensemble des paramètres qui permettent l'évaluation d'un scénario. Des distributions de probabilité sur les fonctions objectif et contrainte peuvent alors être définies et permettent notamment de quantifier la robustesse d'un scénario optimal, c'est-à-dire mesurer l'incertitude sur l'évaluation de ce scénario, son optimalité ou encore sa faisabilité. Selon

la grandeur évaluée et les propriétés de robustesse recherchées, l'incertitude sur les fonctions peut être définie par une espérance et une variance, ou par un quantile. L'optimisation sous incertitudes permettrait ainsi la recherche de scénarios optimaux robustes en tenant compte de cette incertitude par exemple par la modification ou l'ajout de critères.

Application de la méthodologie : vers un parc 100% RNR en 2100

Une fois définie, nous appliquons cette méthodologie pour l'optimisation d'un scénario plus complet de déploiement de RNR en renouvellement du parc REP.

Le problème d'application porte sur l'optimisation conjointe du déploiement des RNR et de la stratégie de retraitement des assemblages usés. Ce problème tient compte de contraintes garantissant un certain réalisme industriel (autosuffisance en matières fissiles, limitations des entreposages d'assemblages usés et de matières entreposées) et fait intervenir quatre critères : minimiser la consommation d'uranium naturel, le nombre de colis de déchets vitrifiés produits, la puissance thermique maximale des assemblages neufs et la masse maximale de plutonium séparé entreposé. Nous dénombrons 16 variables de décision portant sur le nombre de RNR, le découpage temporel des besoins en traitement, les proportions et les quantités d'assemblages retraités et les temps de refroidissement minimums à respecter avant traitement.

Les scénarios optimaux de ce problème présentent un nombre maximal de RNR déployés en renouvellement du parc REP actuel, dès 2040. Afin d'obtenir un parc 100% RNR (hypothèse du problème), il est nécessaire de retraiter des assemblages usés pour créer un stock de plutonium. La capacité de retraitement constante sur de longues périodes ne permet pas de retraiter les quantités nécessaires pour satisfaire immédiatement le besoin en fabrication d'assemblages RNR juste avant leur déploiement en phase 2 (2080-2110), il est donc nécessaire d'anticiper ce besoin. Par ailleurs, entreposer le plutonium séparé en attendant le déploiement des RNR ne satisfait pas la limitation sur cet entreposage. La solution pour obtenir un stock de plutonium suffisant pour le déploiement d'un parc 100% RNR requiert donc d'adopter une gestion dynamique du plutonium. En d'autres termes, il est nécessaire et optimal d'anticiper le déploiement d'un parc 100% RNR par la mise en œuvre de MOX en réacteur (en RNR comme dans le scénario d'étude ou en REP comme dans le scénario de référence). De plus, l'analyse de certains scénarios optimaux montre que la puissance thermique maximale des assemblages neufs RNR en fabrication est atteinte dès le déploiement des premiers RNR en 2040. Cette puissance thermique provient du plutonium issu du retraitement d'assemblages REP MOX principalement. La durée minimale de refroidissement avant retraitement des assemblages usés RNR peut alors être réduite à une valeur inférieure à 5 ans lors de la seconde phase de déploiement de RNR, sans pour autant présenter un impact sur le dimensionnement de l'usine de fabrication.

Ces scénarios optimaux sont comparés avec le scénario de référence issu des études de la loi de 2006. Les études montrent que le scénario de référence est optimal vis-à-vis de la quantité maximale de plutonium séparé entreposé. Néanmoins, les scénarios optimaux sont toujours plus performants que le scénario de référence sur au moins un des deux critères restants : minimiser la puissance thermique des assemblages neufs et la production de colis de déchets vitrifiés. Les scénarios optimaux proposent donc une approche alternative au scénario de référence.

Perspectives d'application

Les scénarios optimaux du cas d'application présentent une approche différente vis-à-vis de la stratégie de retraitement et de la gestion du plutonium en REP (EPR non moxés) par rapport au scénario de référence issu de la loi de 2006. En premier lieu, il pourrait être intéressant d'évaluer les scénarios optimaux obtenus en considérant un moxage partiel des EPR déployés avec les premiers RNR. De plus, si le découpage en quatre périodes du traitement adopté dans les études semble adéquat pour maintenir constante la capacité de retraitement, ce nombre de périodes pourrait être augmenté afin d'explorer de nouvelles approches pour le retraitement, dans la logique du scénario de référence. De plus, des ordres de priorité supplémentaires pour le retraitement des assemblages peuvent être considérés. L'ordre de disponibilité des assemblages usés à retraiter, fixé dans ces études à un ordre chronologique, pourrait également être antichronologique.

Les études de sensibilité visant à classifier l'importance des paramètres de scénarios ont montré l'intérêt de considérer certains paramètres liés au combustible définissant soit leur composition initiale (enrichissement en ^{235}U ou teneur en plutonium) soit leur irradiation (TCT ou Δt). Pour un déploiement donné de RNR, il serait intéressant de réaliser une étude d'optimisation de ces paramètres.

Les études réalisées s'inscrivent dans le cadre de la loi de 2006. Les résultats des études de cette loi ont abouti à l'étude de scénarios dits industriels ayant pour objectif une analyse plus poussée de la faisabilité industrielle du déploiement des RNR et des options de gestion du plutonium. Ces scénarios sont construits sur des paliers successifs correspondant à des déploiements de plus en plus importants de RNR :

- 2010-2050 : poursuite de la situation actuelle avec le monorecyclage du plutonium en REP MOX ;
- 2050-2090 : recyclage du plutonium issu des assemblages REP MOX usés dans les assemblages RNR MOX qui alimentent quelques RNR ;
- 2090-2150 : déploiement plus poussé de RNR en vue de stabiliser l'inventaire en plutonium ;
- 2150-2180 : remplacement de tous les EPR restants par des RNR afin de supprimer le besoin en uranium naturel.

Ces scénarios considèrent donc un rythme de déploiement plus progressif des RNR par rapport à celui des études présentées dans ce manuscrit. La méthodologie d'optimisation développée est applicable aux scénarios industriels moyennant la définition d'un problème adapté. Le rythme de déploiement plus progressif des RNR devrait alléger la contrainte sur la disponibilité du plutonium. L'enjeu principal de l'étude porterait donc sur la prise en compte des contraintes définies pour ces scénarios et de leur évolution en fonction du palier. L'application de la méthodologie d'optimisation sur ces problématiques industrielles permettrait éventuellement de mettre en lumière de nouveaux scénarios non intuitifs.

Les études présentées dans ce manuscrit se concentrent sur la gestion du plutonium, sans considérer la transmutation des actinides mineurs. La transmutation des actinides mineurs pourrait être prise en compte dans les études d'optimisation moyennant la construction de métamodèles pour l'irradiation d'assemblages comportant des actinides mineurs. Il serait alors envisageable d'explorer les avantages et les inconvénients des différents modes de recyclage des actinides mineurs (homogène et hétérogène), ou encore de faire varier le gain de régénération. Le recyclage en mode homogène considère l'insertion des actinides mineurs dans l'ensemble des assemblages RNR alors que le mode hétérogène concentre les actinides mineurs dans quelques assemblages dédiés avec une teneur élevée. Ainsi, ces modes influent certaines grandeurs du cycle comme la puissance

thermique des assemblages neufs et les besoins en traitement. Un problème d'optimisation dédié mènerait donc vers des scénarios optimaux radicalement différents de ceux illustrés.

De manière plus générale, les critères définis dans les problèmes étudiés ne sont pas exhaustifs et sont uniquement associés à des grandeurs physiques qui peuvent être évaluées directement avec COSI. Dans l'optique d'illustrer la méthodologie, les fonctions objectif choisies sont toutes accessibles via une évaluation standard. Par exemple, le nombre de colis de déchets vitrifiés ne suffit pas à quantifier l'impact d'un scénario sur la gestion des déchets d'un scénario. Des critères supplémentaires sur la minimisation de la puissance thermique ou la radiotoxicité des déchets peuvent donc être pris en compte. Tous les critères évoqués sont liés au domaine de la physique du cycle. Ils pourraient être complétés par des critères d'ordre économique notamment. En effet, la connaissance des coûts d'investissement, d'exploitation et de démantèlement des filières de réacteur ainsi que les coûts d'exploitation des installations du cycle associée aux nombres de réacteurs déployés par filière et la capacité de fonctionnement des installations permet d'estimer le coût de production de l'électricité. Prendre en compte un critère sur la minimisation du coût pourrait mener vers d'autres scénarios optimaux avec un déploiement plus massif d'EPR si l'on formule l'hypothèse d'un surcoût associé aux RNR. Plus généralement, la méthodologie définie peut donc permettre des études d'optimisation de scénarios électronucléaires selon une approche pluridisciplinaire.

Annexe $\mathcal{A}$

Scénarios de référence et d'étude

Dans cette annexe, nous présentons tout d'abord un scénario de déploiement progressif de RNR à partir de 2040 avec recyclage du plutonium, réalisé dans le cadre d'études liées à la loi de 2006 [Coquelet et al. 2009 ; Coquelet-Pascal et al. 2011]. Ce scénario, noté ① dans la section 2.2.2 (p.20), est appelé scénario de référence dans ce manuscrit. Nous définissons ensuite dans le cadre des études d'optimisation présentées un scénario d'étude, inspiré de ce scénario de référence. Ce scénario simplifié fait intervenir des adaptations nécessaires pour une modélisation plus précise des quantités à optimiser. Notamment, le scénario d'étude s'appuie sur le cadre des études de scénarios industriels. Le plutonium est donc multirecyclé et les actinides mineurs sont envoyés aux déchets. Il est néanmoins simplifié comme les scénarios de la loi 2006, notamment vis-à-vis du déploiement de RNR qui débute en 2040. Il représente donc comme le scénario de référence un cas limite selon le besoin en plutonium. Le scénario d'étude fait l'objet de modifications au fur et à mesure des études d'optimisation présentées dans ce manuscrit.

Définition du scénario de référence

Le scénario de référence, couvrant la période de 2010 à 2140, considère le remplacement progressif du parc REP actuel par un parc RNR, en passant par un parc mixte EPR-RNR. L'évolution de la puissance installée par filière de réacteurs pour ce scénario est représentée sur la figure A.1. Une hypothèse faite dans ce scénario est que les réacteurs du parc actuel sont arrêtés de 2020 à 2050 avec une diminution progressive de la puissance installée d'environ -2 GWe/an. Afin de maintenir la production électrique [1] constante à environ 430 TWhe, 40 GWe d'EPR sont déployés de 2020 à 2040 puis 20 GWe de RNR sont déployés de 2040 à 2050. Une autre hypothèse est que les réacteurs déployés à partir de 2020 ont une durée de vie de 60 ans. Ainsi, les réacteurs déployés de 2020 à 2050 sont arrêtés de 2080 à 2110 à un rythme de -2 GWe/an. À partir de 2080, la puissance installée du parc RNR passe de 20 à 60 GWe toujours en vue de maintenir la production électrique à son niveau actuel. Ainsi, le début du scénario correspond à la stratégie actuelle de renouvellement du parc REP (2020 à 2040) par des EPR. Dans l'optique d'aboutir à un parc 100% RNR, ce scénario présente une phase avec un parc mixte EPR-RNR (2040 à 2100) après une première phase de déploiement de RNR (2040 à 2050). Une seconde phase de déploiement à partir de 2080 mène à un parc 100% RNR à partir de 2100.

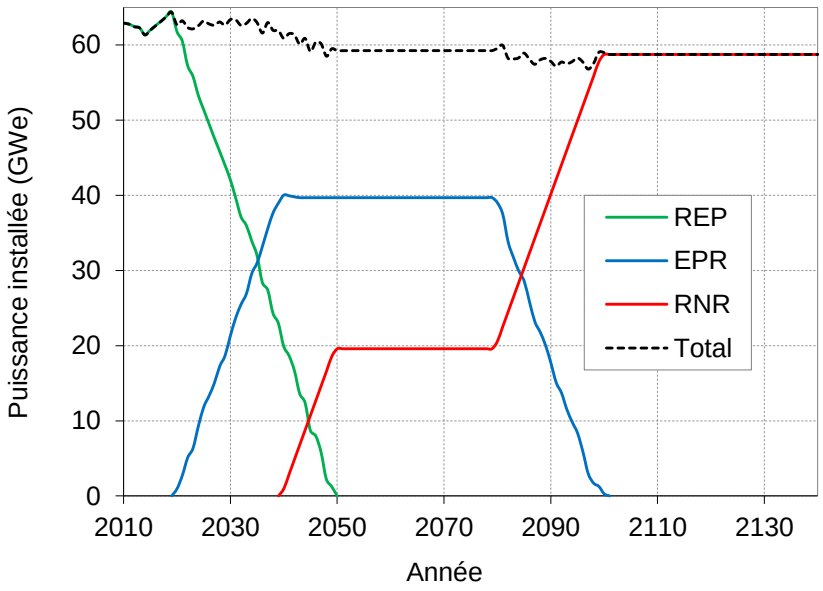


FIGURE A.1 – *Puissance installée du scénario de référence*

1. La production électrique correspond à l'utilisation effective de la puissance installée d'un parc, elle est calculée selon la relation

$$\text{production [TWhe/an]} = \text{puissance [GWe]} \times 10^{-3}\ \text{[T/G]} \times 8766\ \text{[h/an]} \times \text{facteur de charge.}$$

Dans le scénario de référence, le facteur de charge des REP du parc actuel est de 77,92%, celui des EPR et RNR est fixé à 81,8%. Nous obtenons ainsi

$$\text{puissance [GWe]} = \frac{\text{production(REP) [TWhe/an]}}{8{,}766 \times 0{,}7792} + \frac{\text{production(EPR+RNR) [TWhe/an]}}{8{,}766 \times 0{,}818}.$$

Le parc actuel est composé de réacteurs de 900 MWe (paliers CP0 et CPY), 1300 MWe (palier P4-P'4) et 1450 MWe (N4). Les réacteurs de même palier (CP0, CPY, P4-P'4 ou N4) sont regroupés en un unique réacteur de puissance égale à la somme de leur puissance unitaire. Dans le scénario de référence, les réacteurs EPR déployés de 2020 à 2040 sont modélisés selon un unique réacteur d'une puissance de 40 GWe dans COSI. Le tiers des EPR inclus dans ce réacteur sont moxés jusqu'en 2038, c'est-à-dire sont chargés en assemblages REP MOX, à hauteur de 30% du cœur. Plusieurs images de cœur RNR ont été utilisées pour l'étude des scénarios de la loi 2006 [Coquelet-Pascal *et al.* 2013], notamment le SFR-v2B [Sciora *et al.* 2009] et différentes versions du CFV [Fontaine *et al.* 2011]. La figure A.2 représente les projections radiale et axiale du concept de cœur CFV-v1 ($P = 1\,450$ MWe) considéré dans ce scénario. Ce cœur présente des zones fissiles et d'autres fertiles parmi lesquelles la couverture radiale est optionnelle (non considérée dans cette étude). Dans le scénario de référence, les RNR ont une puissance unitaire normalisée à 2 GWe afin de modéliser les parcs RNR de 20 GWe (de 2050 à 2080) et 40 GWe (de 2100 à 2140). Une simplification est de ne pas arrêter les RNR déployés entre 2040 et 2050 et donc ne pas déployer de nouveaux RNR entre 2100 et 2110. Cette simplification présente un impact limité sur le besoin en fabrication d'assemblages RNR MOX. En effet, considérer deux réacteurs (un en phase d'arrêt et un autre en phase de déploiement) requiert temporairement plus d'assemblages à fabriquer que de considérer un seul réacteur en fonctionnement nominal.

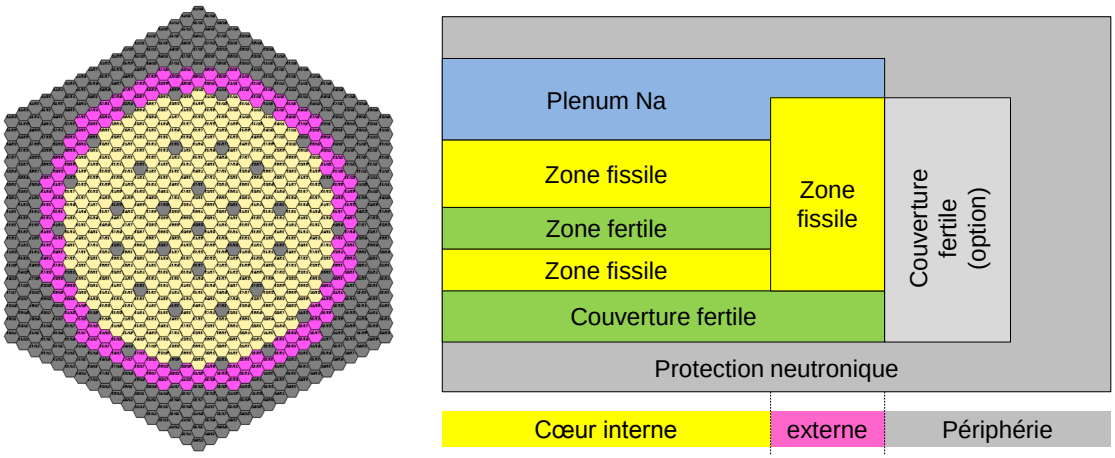


FIGURE A.2 – *Projections radiale et axiale du concept de cœur CFV-v1*

La figure A.3 représente l'évolution du fonctionnement et du cheminement des matières entre les diverses installations du parc nucléaire pour le scénario de référence. La période 2010-2040 illustre le fonctionnement du parc actuel composé de REP dont certains sont moxés. La fabrication du combustible REP UOX nécessite une usine d'enrichissement en amont, l'uranium appauvri en sortie de cette usine est utilisé pour la fabrication d'assemblages REP MOX avec le plutonium issu du retraitement. À noter que 75 tonnes d'assemblages neufs et usés RNR MOX issus de l'exploitation de Superphénix peuvent être retraités. Seuls l'uranium et le plutonium sont recyclés, les produits de fission et actinides mineurs sont envoyés aux déchets pendant le retraitement. Une partie de l'uranium issu du retraitement est ré enrichi afin de fabriquer le combustible REP URE pour les réacteurs CPY dédiés. Le cycle du combustible REP URE n'est pas représenté sur la figure A.3. Lors du déploiement de RNR, à partir de 2040, une usine supplémentaire dédiée à la fabrication des zones fissiles et fertiles du combustible RNR MOX est fonctionnelle. L'uranium et le plutonium issus du retraitement sont utilisés pour la fabrication des zones fissiles et l'uranium

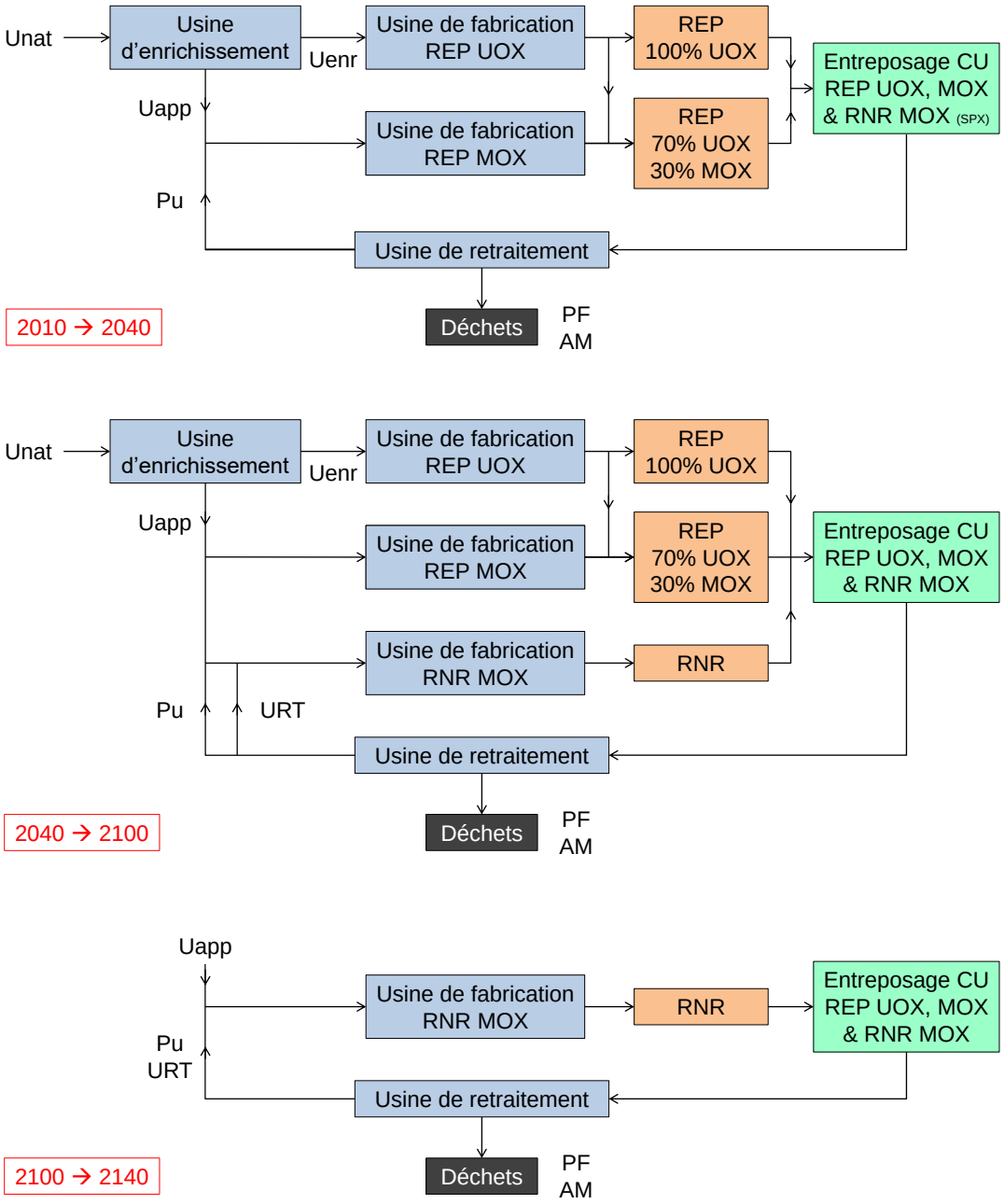


FIGURE A.3 – *Évolution du cycle du combustible du scénario de référence*

appauvri alimente les zones fertiles. À partir de 2100, le parc uniquement constitué de RNR est en situation d'équilibre, c'est-à-dire le plutonium retraité des assemblages usés RNR MOX est utilisé pour la fabrication d'assemblages neufs RNR MOX. Les installations liées au fonctionnement des REP sont donc arrêtées. L'arrêt du parc n'est pas modélisé dans ce scénario.

Les usines d'enrichissement présentent un taux de rejet en ^{235}U de 0,2% et 0,25% respectivement pour l'enrichissement de l'uranium naturel et issu du retraitement. Le procédé d'enrichissement mis en œuvre est la diffusion gazeuse. Enfin, aucune perte aux déchets n'est considérée. Plusieurs usines de fabrication sont définies dans ce scénario, une pour chaque type de combustible considéré au cours du scénario : REP UOX, REP MOX, REP URE et RNR MOX. La durée de fabrication du combustible est fixée à 2 ans. On distingue dans un entreposage les différents types d'assemblages usés issus des REP et ceux issus des RNR. Une fois refroidis selon une durée minimale, ces assemblages peuvent être retraités si besoin est. La durée de refroidissement minimale est de 5 ans. La durée pour les assemblages usés RNR MOX est réduite à 3 ans après 2105. Jusqu'en 2040, l'usine de retraitement présente une capacité effective constante de 850 t/an et un taux de perte constant de 0,1% de l'uranium et du plutonium présents dans les assemblages usés. Le parc actuel étant uniquement composé de REP avec monorecyclage du plutonium, seul le combustible REP UOX est retraité pendant cette période. De 2040 à 2100, l'usine de retraitement utilisée présente une capacité effective de 1 025 à 1 150 t/an. Tous les assemblages peuvent être retraités, en vue de fabriquer des assemblages RNR MOX. La stratégie de retraitement est optimisée par période de sorte à ne pas manquer de plutonium pour la fabrication d'assemblages. À partir de 2100, l'usine de retraitement retraite des assemblages usés RNR MOX à hauteur d'environ 450 t/an à partir de 2112. La stratégie de retraitement est optimisée toujours afin de pouvoir fournir le plutonium nécessaire au besoin en fabrication. Pour toutes les usines, la durée de retraitement est considérée nulle car intégrée dans la durée de refroidissement. À noter que ces usines de retraitement présentent une capacité de retraitement qui n'excède pas la capacité maximale actuelle de La Hague de 1 700 t/an et stable sur des périodes d'environ 40 ans. Les déchets issus du retraitement sont vitrifiés dans un atelier de conditionnement. Un colis de déchets contient autant de matières que possible jusqu'à ce que l'une des deux conditions suivantes ne puisse plus être respectée :

- la masse de produits de fission et actinides par colis vitrifié ne doit pas dépasser 68 kg ;
- l'activité α cumulée sur 10 000 ans par gramme de verre ne doit pas excéder 2.10^{19} Bq.

Définition du scénario d'étude

Le scénario de référence considère un unique réacteur de 40 GWe représentant l'ensemble des EPR déployés. Dans le scénario d'étude, les EPR sont modélisés réacteur par réacteur avec une puissance unitaire de 1,5 GWe. Ce changement de modélisation est adopté pour ajuster plus précisément la puissance installée suivant le nombre de réacteurs déployés et facilite donc les études d'optimisation menées sur ce scénario d'étude. De même, les EPR sont uniquement chargés en combustible REP UOX à partir de 2040. Les RNR déployés dans le scénario de référence présentent une puissance unitaire de 2 GWe, cette puissance est fixée à 1,5 GWe dans le scénario d'étude. De même, les RNR déployés entre 2040 et 2050 dans le scénario de référence sont en fonctionnement jusqu'à la fin de l'étude en 2140. Dans le scénario d'étude, ces RNR sont arrêtés entre 2100 et 2110 pour respecter une durée de vie de 60 ans ; ainsi de nouveaux RNR sont déployés durant cette période. Le scénario d'étude est donc plus précis que le scénario de référence pour la description de la puissance installée. La stratégie de retraitement est optimisée

période par période dans le scénario de référence et tient compte de contraintes industrielles. Dans le scénario d'étude, cette stratégie a été simplifiée et certaines de ses variables sont considérées comme des variables de décision en vue des études d'optimisation : les assemblages usés RNR MOX sont retraités en priorité, s'il n'y en a pas alors les assemblages REP sont retraités suivant l'ordre REP MOX, REP UOX puis REP URE. Lors des études d'optimisation, cette stratégie est progressivement modifiée par l'ajout de variables permettant une optimisation de plus en plus généralisée du retraitement. De même, à partir de 2020, l'usine de retraitement ne présente pas une capacité effective, mais peut retraiter autant que nécessaire pour satisfaire les besoins en fabrication sans limitation de capacité. La durée de refroidissement minimale des assemblages RNR MOX dans le scénario de référence est de 5 ans jusqu'en 2105 et 3 ans après. Dans le scénario d'étude, cette durée reste égale à 5 ans jusqu'en 2140 quel que soit le type d'assemblage. La puissance installée est légèrement modifiée par les changements sur la définition des réacteurs. Pour le scénario de référence, 40 GWe d'EPR dont 1/3 moxés à 30% sont déployés entre 2020 et 2040. Pour le scénario d'étude, 39 GWe d'EPR non moxés sont déployés. En effet, les EPR sont définis de manière unitaire et chacun présente une puissance de 1,5 GWe dans le scénario d'étude, on choisit donc de déployer 26 EPR durant cette période pour se rapprocher d'une puissance de 40 GWe. Pour la même raison, on choisit de déployer 14 RNR de 1,5 GWe de 2040 à 2050 pour un total de 21 GWe pour le scénario d'étude au lieu de 20 GWe pour le scénario de référence. Ces différences sont notamment visibles au niveau de la puissance installée constante pour les EPR et RNR entre 2050 et 2080 pour le scénario de référence (cf. figure A.1) et le scénario d'étude (cf. figure A.4). Enfin, la légère augmentation de la puissance installée entre 2100 et 2110 pour les RNR correspond au 1 GWe supplémentaire déployé en 2050 et arrêté en 2110. Ainsi, la puissance installée totale entre 2010 et 2140 est augmentée de +0,7% pour le scénario d'étude. De 2080 à 2110, 40 RNR de 1,5 GWe sont déployés pour remplacer le parc mixte EPR-RNR pour un total de 60 GWe. Le fonctionnement du parc pour le scénario d'étude est identique à celui présenté sur la figure A.3. Les réacteurs étant modélisés de manière unitaire pour les EPR et RNR, on présente les caractéristiques de ces réacteurs et des assemblages chargés dans le tableau A.1. Ce tableau fait uniquement référence aux caractéristiques des réacteurs déployés à partir de 2020, les paramètres donnés pour les assemblages reflètent les conditions nominales d'irradiation et diffèrent donc de celles liées au démarrage et à l'arrêt des réacteurs. À noter que seules les caractéristiques liées à la zone fissile sont indiquées dans ce tableau. L'irradiation de la zone fertile ne fait pas l'objet d'un calcul d'évolution, la composition après irradiation de cette zone est imposée. Cette composition ne prend pas en compte les produits de fission, présents en faible quantité par rapport à la zone fissile irradiée, la production de produits de fission est donc sous-estimée. La masse fertile chargée en réacteur est de 7 t pour 10,7 t de masse fissile chargée. Les bibliothèques CESAR 5.3 utilisées pour les calculs d'irradiation des assemblages REP MOX et REP URE sont respectivement les numéros 800 et 311. Ces deux assemblages sont uniquement considérés pour le fonctionnement du parc actuel et leurs caractéristiques d'irradiation différentes pour chaque type de réacteur ne sont pas indiquées. Le combustible REP UOX est aussi considéré pour le fonctionnement du parc actuel, avec des enrichissements et paramètres d'irradiations différents de ceux pour leur irradiation en EPR.

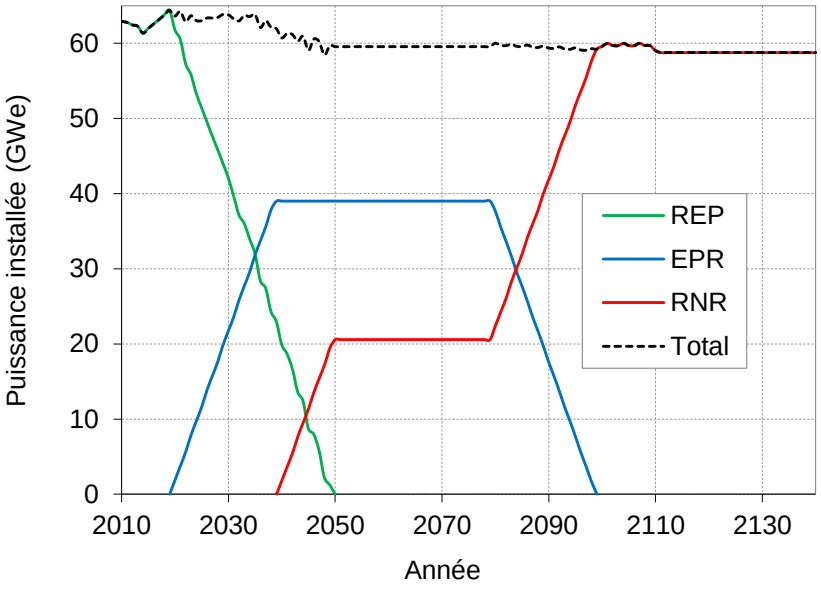


FIGURE A.4 – *Puissance installée du scénario d'étude*

	EPR	RNR CFV-v1
Puissance thermique	4,36 GW	3,72 GW
Rendement	34,4%	40,3%
Puissance électrique	1,5 GWe	1,5 GWe
Facteur de charge	81,8%	81,8%
Type de combustible	REP UOX	RNR MOX
Enrichissement en ^{235}U	4,5%	-
Teneur en ^{239}Pu équivalent	-	15,5%
BBL CESAR 5.3	n° 4	n° 2173
Fractionnement	4	5
Δt	367 JEPP	388 JEPP
Masse chargée par cycle	29 t	10,7 t
TCT	55 GWj/t	116 GWj/t

TABLEAU A.1 – *Principales caractéristiques des cœurs des EPR et RNR*

Impacts des changements d'hypothèses de scénario (référence vs étude)

Cette comparaison permet l'analyse des impacts sur certaines quantités d'intérêt des changements d'hypothèses entre le scénario de référence et le scénario d'étude.

La figure A.5 représente la consommation cumulée en uranium naturel pour les scénarios de référence et d'étude. La légère différence entre ces deux consommations est liée à deux changements d'hypothèses :

- la puissance installée du parc EPR est plus faible pour le scénario d'étude (39 GWe) que pour le scénario de référence (40 GWe) ;
- les EPR du scénario d'étude sont uniquement chargés en combustible REP UOX.

Le scénario d'étude présente ainsi une augmentation de la consommation cumulée d'uranium naturel de +0,4% par rapport au scénario de référence.

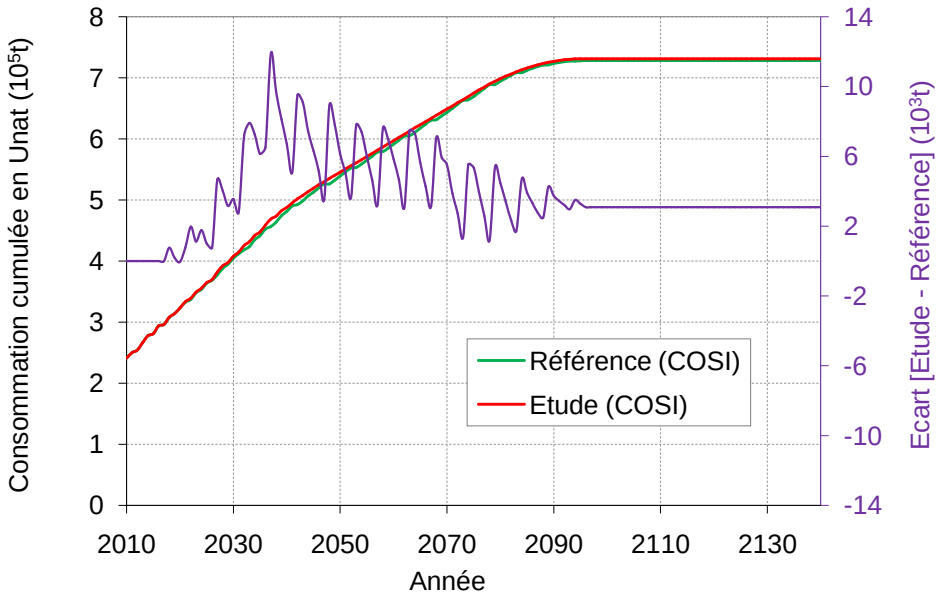


FIGURE A.5 – *Consommation cumulée en uranium naturel (scénario de référence vs étude)*

Les figures A.6 et A.7 représentent respectivement les besoins en fabrication pour les différents types d'assemblages pour le scénario de référence et le scénario d'étude. Concernant les besoins en combustible REP MOX, la figure A.7 représente les besoins liés au parc actuel, l'augmentation du besoin représenté sur la figure A.6 correspond à l'utilisation de combustible REP MOX dans les EPR pour le scénario de référence. Cette gestion du combustible dans les EPR différente pour les deux scénarios implique de légères modifications sur les besoins en combustible REP UOX jusqu'en 2040. Après 2040, la modélisation d'un unique réacteur de 40 GWe pour les EPR pour le scénario de référence implique un besoin fluctuant. En effet, les besoins en fabrication apparaissent pour chaque cycle d'irradiation après une longueur de cycle supérieure à 1 an, les besoins annuels pour un réacteur peuvent donc présenter des fluctuations. Ces fluctuations s'atténuent lorsque le nombre de réacteurs de même type augmente, les besoins annuels en fabrication tendent vers une valeur constante en fonctionnement nominal. Enfin, les différences sur les besoins en combustible RNR MOX proviennent de la modélisation différente des réacteurs, d'une puissance unitaire de 2 GWe pour le scénario de référence et 1,5 GWe pour le scénario d'étude. De plus, le besoin en fabrication en combustible RNR MOX est plus élevé entre 2100 et 2110 pour le scénario d'étude. En effet, durant cette période, les RNR déployés entre 2040 et 2050 sont arrêtés et d'autres RNR

sont déployés, impliquant un besoin en combustible supérieur au cas de référence où les RNR déployés entre 2040 et 2050 fonctionnent jusqu'en 2140.

Les figures A.8 et A.9 représentent respectivement les masses des différents types d'assemblages usés entreposés pour le scénario de référence et le scénario d'étude. Les différences observées pour tous les types d'assemblages s'expliquent par une stratégie de retraitement différente pour les deux scénarios. La stratégie définie dans le scénario de référence est optimisée de sorte à stabiliser la capacité de retraitement et limiter les masses entreposées. La stratégie définie dans le scénario d'étude est simplifiée et n'est pas représentative d'une réalité industrielle. En effet, les paramètres liés au retraitement ne sont initialement pas contraints et laissés variables en vue des études d'optimisation. Pour le scénario d'étude, on observe que plus de 40 000 tonnes d'assemblages peuvent être entreposées une même année. Les phases de déploiement de RNR de 2040 à 2050 et de 2080 à 2110 correspondent à un plus grand besoin en fabrication de combustible RNR MOX et donc en retraitement de combustible REP UOX. De telles augmentations et diminutions de masses entreposées n'apparaissent pas pour le scénario de référence car la stratégie de retraitement est adaptée pour limiter les masses entreposées.

Les figures A.10 et A.11 représentent respectivement les masses des différents types d'assemblages retraités pour le scénario de référence et le scénario d'étude. La capacité de retraitement pour le scénario de référence est constante par palier, ce qui traduit une contrainte industrielle. Pour le scénario d'étude, les assemblages REP UOX sont retraités en dernière nécessité et de façon non continue, faisant apparaître des pics sur la capacité de retraitement possibles par la définition de l'usine pouvant retraiter sans limitation de capacité. Les besoins en retraitement supplémentaires pour le scénario d'étude s'expliquent donc par une non-optimisation volontaire à ce stade de la stratégie de retraitement. La dégradation de la qualité du plutonium des assemblages usés n'est notamment pas un critère pour la définition de la stratégie de retraitement. On note enfin l'équivalence sur le retraitement des scénarios de référence et d'étude à partir de 2112 : le combustible RNR MOX est retraité en quantité similaire indifféremment de la présence d'une limitation sur la capacité de retraitement et de la stratégie utilisée.

La marge en plutonium correspond à la quantité de plutonium dans les assemblages usés disponibles pour le retraitement et le plutonium séparé, l'évolution de cette marge est représentée sur la figure A.12. Pour le scénario d'étude, la seconde phase de déploiement des RNR mène à une marge en plutonium nulle vers 2100, ainsi il n'y a plus de plutonium disponible pendant cette période pour la fabrication d'assemblages RNR MOX. Ce manque entraîne un déficit en plutonium qui s'élève à 130 tonnes pour le scénario d'étude. Le scénario d'étude n'est donc pas réalisable sans possibilité d'apport supplémentaire en plutonium. Pour le scénario de référence, le temps minimal de refroidissement des assemblages usés RNR MOX est abaissé de 5 à 3 ans à partir de 2105 pour augmenter la quantité d'assemblages usés pouvant être retraités et ainsi éviter un déficit en plutonium. En effet, réduire la durée minimale de refroidissement permet d'augmenter chaque année la quantité d'assemblages usés pouvant être retraités.

La figure A.13 représente la production annuelle de colis de déchets vitrifiés pour les scénarios de référence et d'étude. La production de colis de déchets apparaît suite au retraitement d'assemblages usés. Le passage entre le scénario de référence et le scénario d'étude a fortement impacté les résultats liés au retraitement en raison de l'utilisation d'une stratégie simplifiée au minimum dans le scénario d'étude. Les résultats sur la production de colis de déchets sont donc eux aussi très différents entre les deux scénarios. Le nombre total de colis produits pour le scénario de référence s'élève à 105 055 contre 110 748 pour le scénario d'étude, soit une différence de +5,4%. La figure

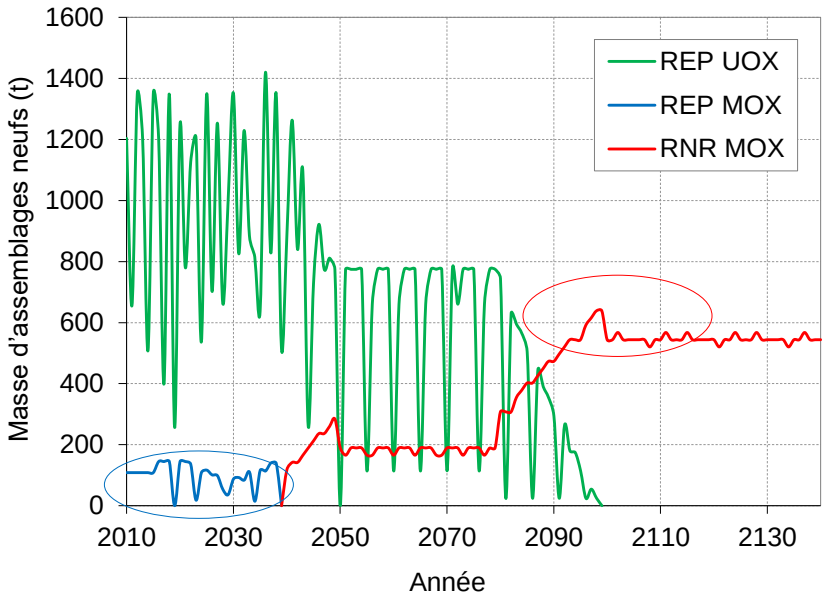


FIGURE A.6 – *Masse d'assemblages neufs produits du scénario de référence*

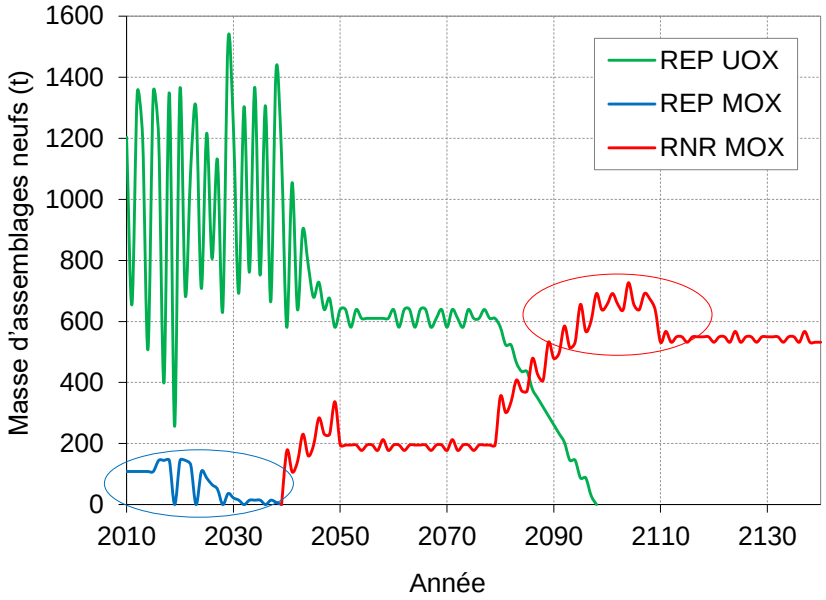


FIGURE A.7 – *Masse d'assemblages neufs produits du scénario d'étude*

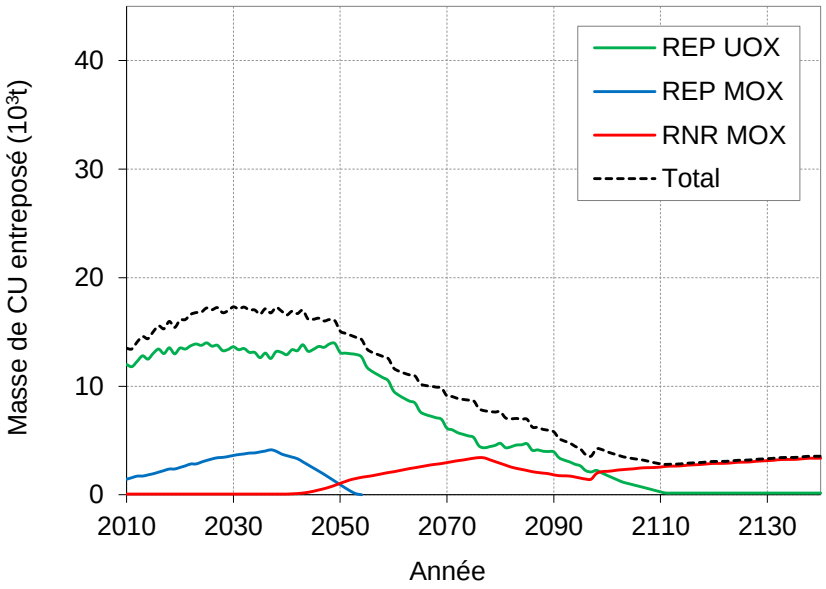


FIGURE A.8 – *Masse d'assemblages usés entreposés du scénario de référence*

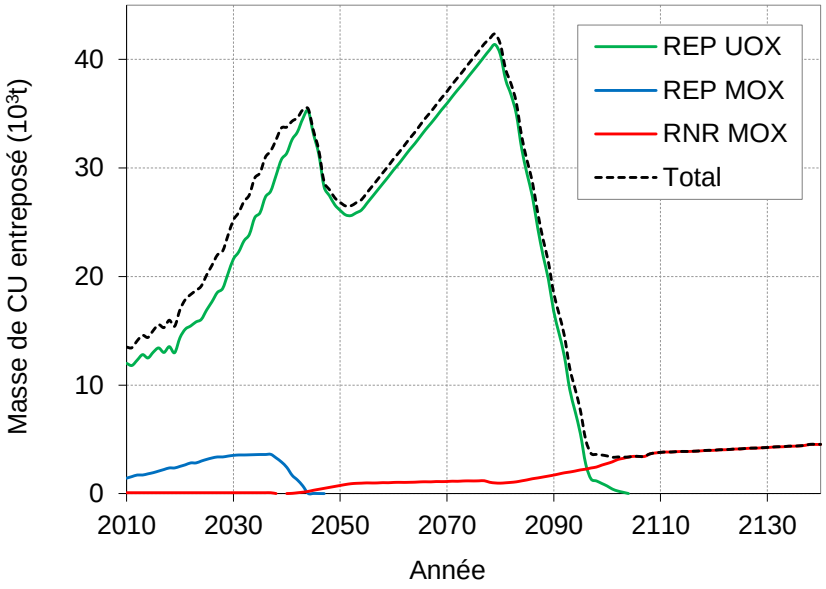


FIGURE A.9 – *Masse d'assemblages usés entreposés du scénario d'étude*

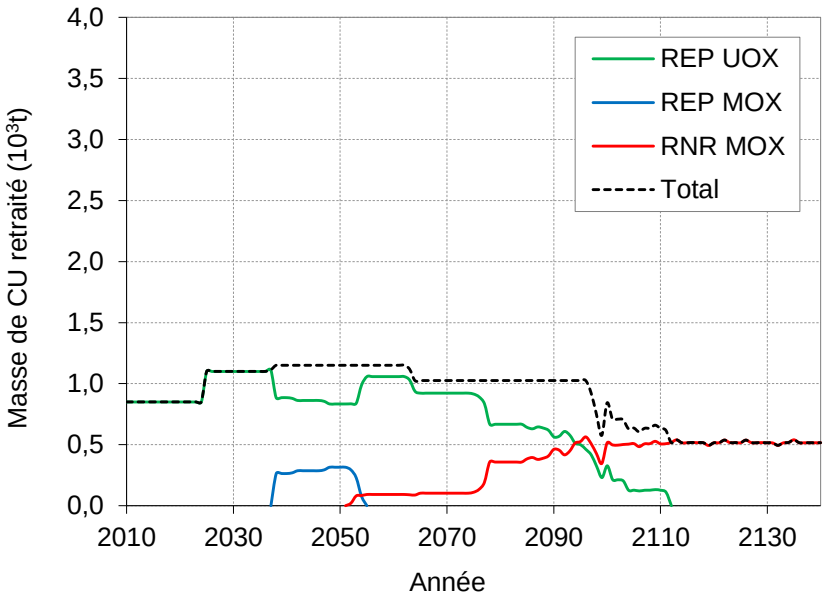


FIGURE A.10 – *Masse d'assemblages retraités du scénario de référence*

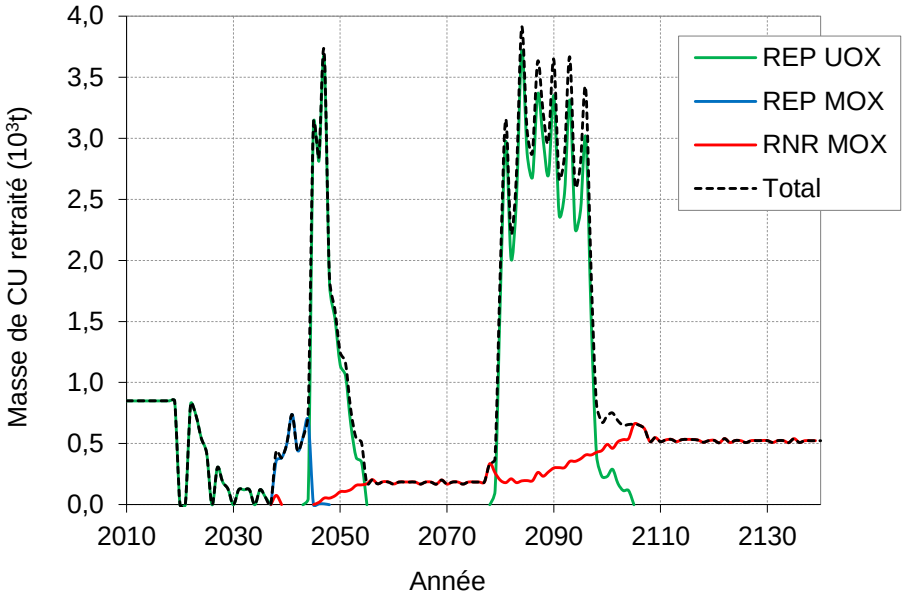


FIGURE A.11 – *Masse d'assemblages retraités du scénario d'étude*

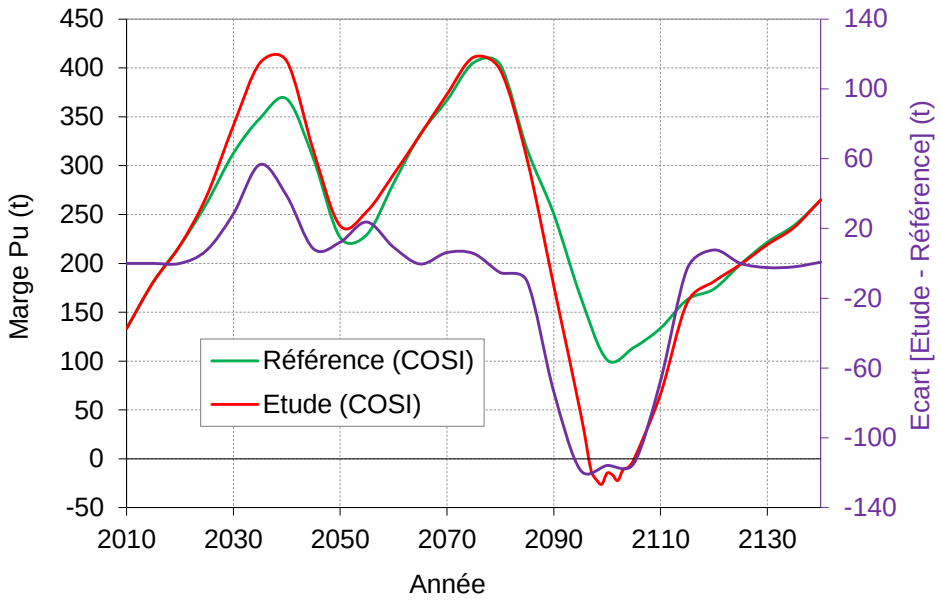


FIGURE A.12 – *Marge en plutonium (scénario de référence vs étude)*

A.14 représente l'évolution de la masse moyennée d'actinides et de produits de fission sur l'année en cours par colis de déchets vitrifiés produits pour le scénario de référence et le scénario d'étude. La masse des colis de déchets pour le scénario de référence reste globalement égale à 68 kg, la production de colis est donc régie par le critère en limitation en masse de produits de fission et actinides pour le scénario de référence. Pour le scénario d'étude, la masse moyenne des colis est globalement plus faible que 68 kg, la limitation en activité α prend donc une part plus importante dans le scénario d'étude dans la production de colis.

Les figures A.15 et A.16 représentent respectivement les inventaires en plutonium en cycle et aux déchets pour les scénarios de référence et d'étude. L'inventaire total en plutonium est plus faible dans le scénario de référence que le scénario d'étude par la présence de combustible REP MOX dans les EPR jusqu'en 2038 pour le scénario de référence menant vers une consommation plus élevée en plutonium. Cet inventaire total étant presque égal à l'inventaire plutonium en cycle, cet inventaire en cycle est plus faible pour le scénario de référence que le scénario d'étude. Ce besoin en combustible REP MOX supplémentaire pour le scénario de référence augmente le besoin en retraitement d'assemblages usés et donc la masse de plutonium envoyée aux déchets par pertes au retraitement.

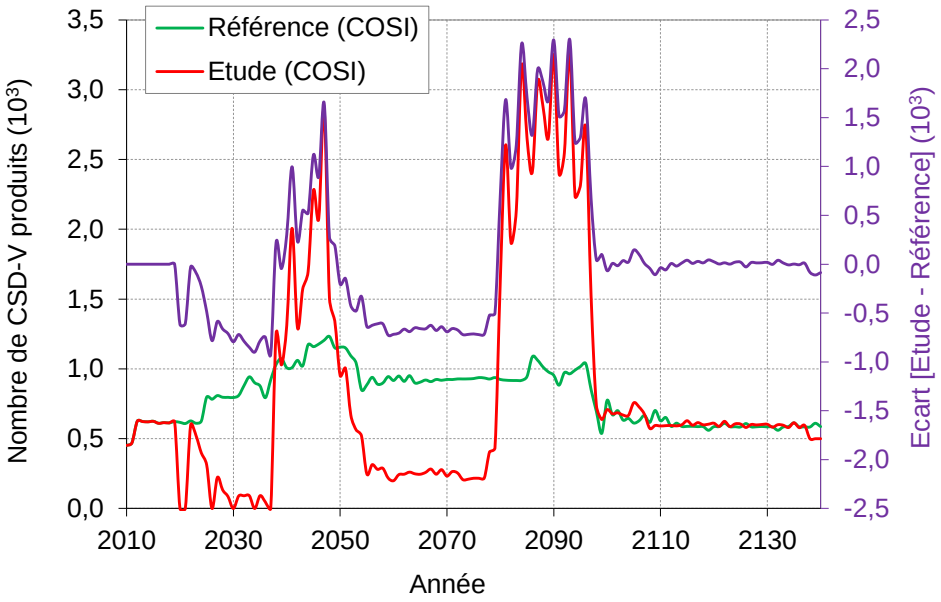


FIGURE A.13 – *Production de colis de déchets vitrifiés (scénario de référence vs étude)*

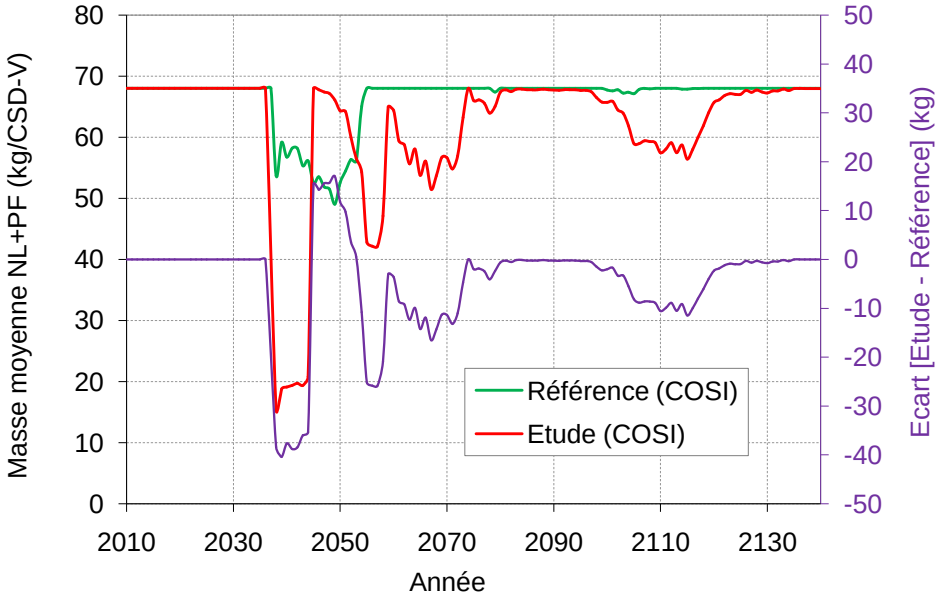


FIGURE A.14 – *Masse moyenne annuelle des colis de déchets vitrifiés (scénario de référence vs étude)*

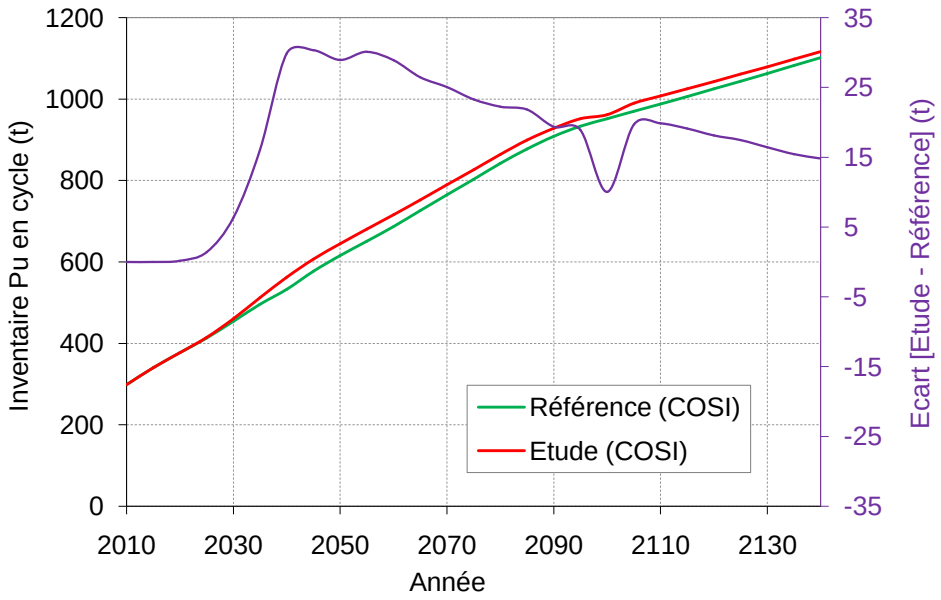


FIGURE A.15 – *Inventaire en plutonium en cycle (scénario de référence vs étude)*

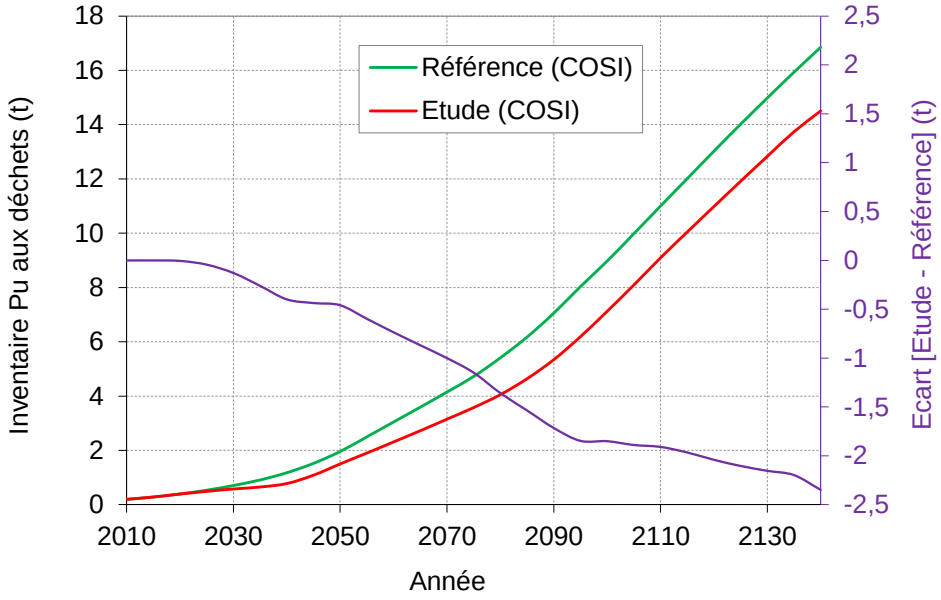


FIGURE A.16 – *Inventaire en plutonium aux déchets (scénario de référence vs étude)*

Annexe $\mathcal{B}$

Domaines de validité des métamodèles d'irradiation

Cette annexe présente les domaines de validité des métamodèles d'irradiation considérés pour les études d'optimisation de ce manuscrit. Ces domaines sont établis selon les compositions isotopiques initiales des assemblages irradiés dans le scénario de référence (cf. annexe A). Les BBL CESAR 5.3 considérées dans le scénario de référence sont les suivantes :

- *BBL n° 4 : combustible REP UOX ;*
- *BBL n° 311 : combustible REP URE ;*
- *BBL n° 800 : combustible REP MOX ;*
- *BBL n° 2173 : combustible RNR MOX (zone fissile).*

Donnée échantillonnée	Borne inférieure	Borne supérieure
y_{U234}	$3{,}25.10^{-4}$	$4{,}60.10^{-4}$
y_{U235}	$2{,}00.10^{-2}$	$4{,}60.10^{-2}$
y_{U238}	$1 - \Sigma_i y_i$	
TCT (MWj/t)	13 000	56 000
P (W/g)	29	40
Δt (j)	TCT/P	

TABLEAU B.1 – *Domaine de validité du métamodèle d'irradiation REP UOX*

Donnée échantillonnée	Borne inférieure	Borne supérieure
y_{U234}	$5{,}10.10^{-5}$	$1{,}46.10^{-4}$
y_{U235}	$2{,}28.10^{-3}$	$2{,}33.10^{-2}$
y_{U236}	$7{,}29.10^{-6}$	$1{,}85.10^{-5}$
y_{Pu238}	$1{,}05.10^{-3}$	$2{,}36.10^{-3}$
y_{Pu239}	$3{,}96.10^{-2}$	$5{,}21.10^{-2}$
y_{Pu240}	$1{,}78.10^{-2}$	$2{,}32.10^{-2}$
y_{Pu241}	$3{,}92.10^{-3}$	$6{,}42.10^{-3}$
y_{Pu242}	$3{,}93.10^{-3}$	$7{,}02.10^{-3}$
y_{Am241}	$1{,}00.10^{-3}$	$2{,}23.10^{-3}$
y_{Np237}	$2{,}54.10^{-6}$	$1{,}43.10^{-5}$
y_{U238}	$1 - \Sigma_i y_i$	
TCT (MWj/t)	15 300	46 100
P (W/g)	29,4	39,9
Δt (j)	TCT/P	

TABLEAU B.2 – *Domaine de validité du métamodèle d'irradiation REP MOX*

Donnée échantillonnée	Borne inférieure	Borne supérieure
y_{U234}	$1{,}10.10^{-3}$	$1{,}22.10^{-3}$
y_{U235}	$4{,}05.10^{-2}$	$4{,}06.10^{-2}$
y_{U236}	$1{,}37.10^{-2}$	$1{,}39.10^{-2}$
y_{U238}	$1 - \Sigma_i y_i$	
TCT (MWj/t)	11 000	46 000
P (W/g)	29,8	29,9
Δt (j)	TCT/P	

TABLEAU B.3 – *Domaine de validité du métamodèle d'irradiation REP URE*

Donnée échantillonnée	Borne inférieure	Borne supérieure
y_{U234}	$1{,}87.10^{-4}$	$6{,}76.10^{-4}$
y_{U235}	$5{,}40.10^{-3}$	$7{,}20.10^{-3}$
y_{U236}	$3{,}14.10^{-3}$	$4{,}51.10^{-3}$
y_{Pu238}	$1{,}09.10^{-3}$	$9{,}90.10^{-3}$
y_{Pu239}	$1{,}06.10^{-1}$	$1{,}35.10^{-1}$
y_{Pu240}	$5{,}01.10^{-2}$	$8{,}39.10^{-2}$
y_{Pu241}	$4{,}71.10^{-3}$	$1{,}78.10^{-2}$
y_{Pu242}	$6{,}16.10^{-3}$	$3{,}02.10^{-2}$
y_{Am241}	$4{,}78.10^{-4}$	$6{,}48.10^{-3}$
y_{U238}	$1 - \Sigma_i y_i$	
TCT (MWj/t)	25 600	116 350
P (W/g)	49,0	54,1
Δt (j)	TCT/P	

TABLEAU B.4 – *Domaine de validité du métamodèle d'irradiation RNR MOX*

Annexe C

Sensibilité des paramètres de scénarios

L'étude de sensibilité présentée dans cette annexe vise à identifier les paramètres de scénarios évalués avec COSI ayant une grande influence sur les résultats d'un scénario, qui impactent les fonctions objectif des études d'optimisation. Cette étude s'appuie sur un scénario de transition REP-RNR défini par un groupe de travail de l'AEN et a pour objet non seulement d'identifier la sensibilité des paramètres de scénarios aux résultats d'intérêt, mais aussi de permettre un benchmark de différents codes de simulation de scénarios.

Description du scénario

La présente étude constitue une première analyse de sensibilité de résultats calculés par COSI selon les paramètres de scénario. Les hypothèses ont été définies par le groupe de travail de l'AEN WPFC/AFCS (*working party on scientific issues of the fuel cycle / advanced fuel cycle scenarios*) [Tiphine *et al.* 2016]. Ce groupe a déjà réalisé un benchmark de certains codes de simulation de scénarios existants [AEN 2012]. Un scénario de monorecyclage du plutonium en REP avec déploiement de RNR recyclant le plutonium et les actinides mineurs considéré dans ce benchmark est utilisé comme référence pour l'analyse de sensibilité. Les principales hypothèses de ce scénario sont :

- une période d'étude allant de l'année 2000 à 2200 ;
- une puissance installée constante de 62,4 GWe ;
- une production constante de 430 TWhe/an, avec un facteur de charge de 0,786 ;
- un taux de variation pour chaque filière de réacteur de ±2 GWe/an ;
- l'utilisation d'une usine à capacité constante pour le retraitement du combustible REP et d'une usine dont la capacité s'ajuste au besoin de retraitement du combustible RNR.

Cette étude de sensibilité repose sur un plan d'expériences en étoile (*one-at-a-time*) et ne tient pas compte d'éventuelles corrélations entre les paramètres d'entrée. Les paramètres considérés ainsi que leurs trois valeurs possibles sont présentés dans le tableau C.1. Nous notons x_i la i-ème valeur du paramètre d'entrée considéré selon l'ordre défini dans ce tableau. Ces paramètres sont répartis selon les catégories suivantes :

- les hypothèses de scénario ;
- les caractéristiques des réacteurs ;
- les caractéristiques du combustible ;
- les caractéristiques de l'usine de retraitement.

Les paramètres liés aux hypothèses de scénario sont :

- la demande énergétique considérée constante ou linéairement croissante de 2000 à 2200 ;
- la durée de fabrication du combustible neuf REP et RNR ;
- la durée minimale de refroidissement avant retraitement du combustible usé REP et RNR.

On précise ici que les assemblages usés REP sont retraités lors du déploiement des RNR qui intervient au minimum 70 ans après les premiers assemblages usés REP disponibles, bien après la durée minimale de refroidissement avant retraitement égale à 5 ans. Les caractéristiques des réacteurs regroupent les paramètres liés au déploiement et à l'arrêt des réacteurs :

- la durée de vie des réacteurs ;
- la date de déploiement des RNR (qui impacte la période d'arrêt des REP) ;
- le rythme d'introduction des RNR (la durée de transition du parc 100% REP à 100% RNR).

Les paramètres caractérisant le combustible REP sont :

- le taux de combustion TCT ;
- l'enrichissement initial en ^{235}U, noté y_{U235} ;
- la durée d'irradiation, notée t, égale au produit du fractionnement et de la longueur de cycle.

Ces paramètres sont liés et doivent être modifiés simultanément afin d'être représentatifs d'une gestion de cœur réaliste. Les paramètres liés au combustible RNR concernent le recyclage des actinides mineurs :

- la teneur initiale en actinides mineurs, notée y_{AM} ;
- le taux de récupération des actinides mineurs lors du retraitement des assemblages usés, noté r_{AM}.

Ces paramètres varient simultanément dans cette étude, de sorte à faire coïncider les cas de transmutation des actinides mineurs ($y_{\mathrm{AM}} \neq 0$) avec un taux de récupération non nul ($r_{\mathrm{AM}} \neq 0$). Les paramètres de l'usine de retraitement, distincts selon le combustible usé REP ou RNR, sont :

- la date de début du retraitement d'un combustible donné ;
- la capacité annuelle maximale de retraitement ;
- le taux de pertes en uranium et plutonium lors du processus ;
- l'ordre du retraitement des lots d'assemblages usés.

Paramètres	Valeurs possibles
	x_1 / x_2 / x_3 (Référence)
Demande énergétique en 2200 (TWhe/an)	430 / 645 / 860
Durée de fabrication des assemblages REP (an)	1 / 2 / 3
Durée de fabrication des assemblages RNR (an)	1 / 2 / 3
Durée min. de refroidissement des assemblages REP (an)	2 / 5 / 8
Durée min. de refroidissement des assemblages RNR (an)	2 / 5 / 8
Durée de vie (an)	40 / 60 / 120
Date de déploiement des RNR (année)	2070 / 2080 / 2090
Rythme d'introduction des RNR (an)	20 / 30 / 40
Irradiation des assemblages REP [TCT ; y_{U235} ; t] (GWj/t ; % ; fractionnement × JEPP)	[40 ; 3,5 ; 3×320] / [50 ; 4,25 ; 4×325] / [60 ; 4,95 ; 4×410]
Recyclage des AM en RNR [y_{AM} ; r_{AM}] (% ; %)	[0 ; 0] / [1 ; 99] / [1 ; 99,9] / [2 ; 99] / [2 ; 99,9]
Début du retraitement des assemblages REP (année)	2025 / 2035 / 2045
Début du retraitement des assemblages RNR (année)	2085 / 2095 / 2045
Capacité de retraitement REP (t/an)	700 / 850 / 1000
Capacité de retraitement RNR (t/an)	400 / 600 / 800
Taux de pertes en U et Pu (%)	0,05 / 0,1 / 0,2
Ordre du retraitement	chrono. / antichrono.

TABLEAU C.1 – *Variation des paramètres de scénarios*

Définition des quantités évaluées

Les résultats calculés par COSI faisant l'objet d'une analyse de sensibilité sont :

- la quantité annuelle d'uranium naturel extraite des mines (t/an) ;
- les quantités annuelles d'uranium enrichi et de plutonium nécessaires pour la fabrication d'assemblages neufs (t/an) ;
- les quantités annuelles d'assemblages neufs REP et RNR fabriqués (t/an) ;
- les quantités d'assemblages usés REP et RNR en attente d'opération (t) ;
- les quantités annuelles d'assemblages REP et RNR retraités (t/an) ;
- les inventaires en plutonium dans les usines, les réacteurs, entreposé et aux déchets (t) ;
- les inventaires en actinides mineurs en cycle et aux déchets (t).

Ces résultats sont représentés sous forme de graphes en fonction du temps sur l'échelle du scénario. Des exemples de résultats de scénarios avec modification de l'évolution de la demande énergétique sont donnés sur la figure C.1.

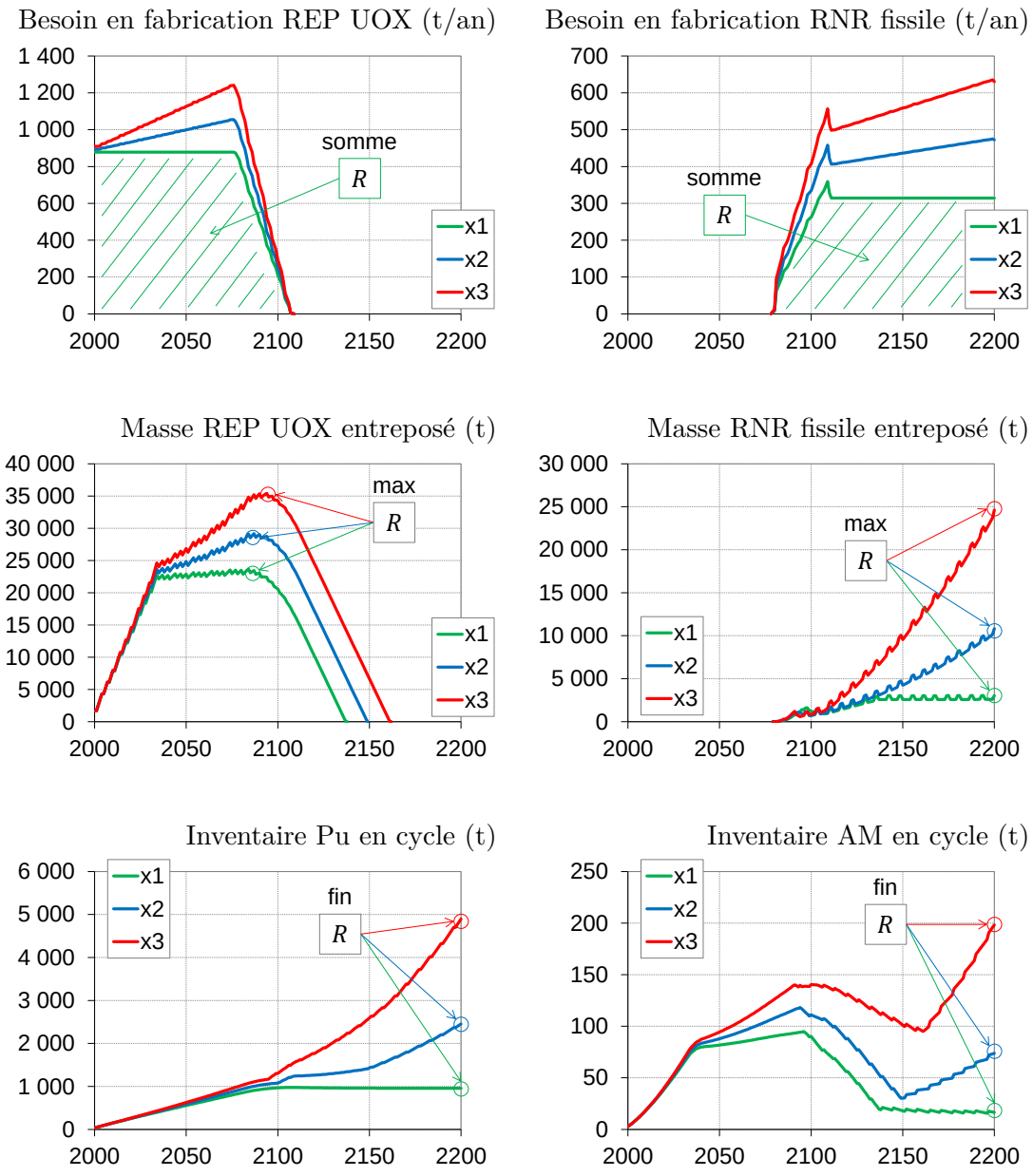


FIGURE C.1 – *Exemples de résultats de scénarios avec les indicateurs R correspondants pour une demande énergétique qui croît linéairement de 2000 à 2200*

Afin de quantifier des sensibilités, il est nécessaire de définir des valeurs scalaires représentatives de ces graphes. Pour les résultats s'exprimant comme des capacités (t/an), la valeur scalaire associée notée R est la somme cumulée de toutes ces capacités entre 2000 et 2200 (t). L'entreposage d'assemblages usés (t) est quantifié par l'entreposage maximal mesuré pendant la durée du scénario. Enfin, les inventaires (t) sont quantifiés selon leur valeur finale (inventaire en 2200). La valeur finale est dans la plupart des cas la plus représentative des changements sur un résultat via la variation d'un paramètre d'entrée. Dans certains cas, la valeur maximale sera préférée à la valeur finale pour quantifier un inventaire sur la période d'étude. Le choix de la valeur scalaire représentative d'un inventaire se fait au cas par cas, selon le type de changement induit par un paramètre (cf. figure C.1 : cas de l'inventaire en REP UOX entreposé).

Indicateurs de sensibilité

Dans cette partie sont présentés les indicateurs de sensibilité de l'étude. On note par la suite $R_i = R(x_i)$ la valeur scalaire d'un résultat de scénario. Le premier indicateur de sensibilité renseigne sur l'influence maximale que peut avoir une valeur de x sur un résultat. Cet indicateur est défini comme

$$E = \max_{i,f>i} \frac{R_f - R_i}{R_i}. \tag{C.1}$$

Ces valeurs sont présentées dans le tableau C.2. Le calcul de cet indicateur en considérant comme paramètre les caractéristiques pour la transmutation des actinides mineurs nécessite de définir si la variation observée sur le résultat est majoritairement due à la teneur initiale ou au taux de récupération des actinides mineurs car ces paramètres sont liés. Si la différence entre les résultats ayant une teneur en actinides mineurs de 1% (taux de récupération = 99% ou 99,9%) est nettement plus faible que la différence entre les résultats ayant un taux de récupération de 99% (teneur initiale en actinides mineurs = 1% ou 2%), la teneur initiale en actinides mineurs est le paramètre dominant la variation du résultat. Plus généralement, si le paramètre d'entrée est un vecteur, on associe la variation totale observée à la composante présentant la variation la plus importante. Pour les caractéristiques des assemblages REP, les composantes sont interdépendantes, c'est-à-dire aucune composante ne peut être identique pour deux paramètres vectoriels différents. Dans ce cas, on associe la variation sur le résultat non pas à une composante donnée, mais à l'ensemble des composantes. Concernant l'ordre de retraitement, R_i et R_f désignent respectivement les résultats pour l'ordre chronologique et l'ordre antichronologique.

Le second indicateur est la sensibilité définie comme

$$S = \frac{x_{\text{ref}}}{R_{\text{ref}}} \frac{\partial R}{\partial x}. \tag{C.2}$$

La pente $\partial R/\partial x$ est obtenue par ajustement linéaire des R_i selon la méthode des moindres carrés. La sensibilité S désigne la variation en % de R suite à une variation de 1% de x. Cet indicateur n'est pas utilisé pour les caractéristiques des assemblages REP et RNR étant donné que plusieurs paramètres varient simultanément. De même, cet indicateur vaut 0 pour les paramètres de transmutation avec $x_{\text{ref}} = 0$ (la teneur initiale en actinides mineurs du scénario est de 0%, de même pour le taux de récupération des actinides mineurs). Enfin, l'ordre de retraitement n'est pas une donnée numérique (deux cas seulement sont possibles). L'indicateur S n'est donc pas adapté à ce paramètre d'entrée. Cet indicateur est valide en posant l'hypothèse que R varie linéairement

avec p. Pour vérifier cette hypothèse de linéarité, on peut calculer le carré du coefficient de corrélation linéaire de Bravais-Pearson, noté ρ^2 :

$$\rho^2 = \frac{\left(\sum_i (x_i - \bar{x})(R_i - \bar{R})\right)^2}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2 \sum_i (R_i - \bar{R})^2}. \tag{C.3}$$

Si ρ^2 vaut 0, R et x ne sont pas corrélés linéairement. La corrélation entre R et x est d'autant plus linéaire que ρ^2 est proche de 1 ($0 \leq \rho^2 \leq 1$). Une valeur de ρ^2 éloignée de 1 discrédite donc l'utilisation de S comme indicateur de sensibilité. Cependant, une valeur de ρ^2 proche de 1 ne permet pas d'affirmer la linéarité du résultat selon le paramètre avec seulement trois valeurs de p considérées. Pour cette raison, toutes les valeurs indiquées dans les tableaux sont données avec uniquement un chiffre significatif. On considère ici que l'approximation linéaire est vérifiée pour $\rho^2 \gtrsim 0{,}9$. Dans ce cas, les sensibilités S valables sont résumées dans le tableau C.3.

Les scénarios de l'étude révèlent parfois un déficit en plutonium, non considéré pour la mesure d'indicateurs de sensibilité, mais influant notamment les inventaires en plutonium en cycle. Une autre difficulté a été soulignée précédemment, les valeurs de S exprimées comme le rapport de la variation de R en % et de la variation de p en %, devraient permettre de comparer les sensibilités de l'ensemble des paramètres sur les résultats. Cependant, les définitions de R différentes pour les résultats représentatifs de l'amont et de l'aval du cycle ne permettent pas de classer les influences des paramètres sur les résultats. Ainsi, les sensibilités S présentées dans le tableau C.3 ne peuvent être comparées directement, car elles sont propres à la définition de R choisie. Par conséquent, les indicateurs calculés ont pour seul objectif de montrer des tendances d'évolution des résultats de scénarios selon les paramètres d'entrée. Ces tendances dévoilent que les scénarios sont des objets complexes à étudier, car ils font intervenir un grand nombre de corrélations entre paramètres et résultats. De ce fait, les études d'optimisation de scénarios doivent tenir compte d'un grand nombre de variables d'entrée. À noter également que les résultats présentés ici dépendent du scénario défini. Par exemple, le temps de refroidissement minimal des assemblages usés REP n'influe sur aucun des résultats de l'étude, étant donné que les assemblages usés REP sont retraités bien après les durées de refroidissement considérées. Cependant, ce paramètre peut présenter des impacts pour d'autres scénarios.

Interprétation des résultats

Les scénarios définis pour cette étude mènent dans la plupart des cas à des déficits en plutonium. Les valeurs maximales des déficits en plutonium et les paramètres associés sont indiqués dans les tableaux de résultats. Tout d'abord, le déficit en plutonium croît avec une augmentation de la demande énergétique. En effet, cette augmentation induit une hausse de la masse de combustible RNR chargée en réacteur et donc un besoin en plutonium plus élevé pour la fabrication du combustible. Une durée de fabrication du combustible RNR qui augmente induit un temps de parcours du plutonium dans le cycle plus élevé et retarde ainsi pour les cycles à venir le recyclage du plutonium dans des assemblages RNR neufs. Une durée minimale de refroidissement avant retraitement élevée introduit un déficit en plutonium pour la même raison : des assemblages usés devant être refroidis plus longtemps pourront être retraités plus tardivement. Une durée de vie des réacteurs passant d'environ 120 à 40 ans induit un déficit en plutonium de 3 t. En effet, les phases de renouvellement des RNR sont plus nombreuses en diminuant la durée de vie. Ces phases nécessitent de retraiter les assemblages RNR usés pour la fabrication de combustible neuf pour les nouveaux RNR, pouvant induire des pertes en plutonium au retraitement et une mauvaise gestion

TABLEAU C.2 – *Écarts relatifs maximaux sur les résultats de scénarios*

E (%)		Cycle REP				Cycle RNR			Retraitement		Inventaires							Déficit Pu max.
		Amont			Aval	Amont		Aval			Pu					AM		
		Unat	Enrichissement	Fabrication	Entreposage	Pu	Fabrication	Entreposage	REP	RNR	Usines	Réacteurs	Entreposage	Cycle	Déchets	Cycle	Déchets	
Hypothèses																		
Demande énergétique en 2200		30	30	20	50	70	80	700	20	20	100	100	800	400	20	1000	40	3800 t (x_3)
Temps de fabrication	REP	-2	-2															X
	RNR					≈ 0		-20		1	200	≈ 0	-20	4	6	-10	-1	50 t (x_3)
Temps de refroidissement	REP																	X
	RNR					≈ 0		50		-4	1	1	50	30	-9	50	6	300 t (x_3)
Réacteurs																		
Durée de vie		-5	-5	-4	-10	-4	-4	-9	-5	-5	10	3	-20	-5	3	-8	-1	3 t (x_1)
Date de déploiement des RNR		20	20	20	2	-20	-20	20	20	-20	2	2	20	8	-10	8	7	60 t (x_1)
Rythme d'introduction des RNR		10	10	10	≈ 0	-8	-9	8	10	-10	-8	≈ 0	8	4	-7	3	3	60 t (x_1)
Combustible																		
Taux de combustion Teneur initiale en ^{235}U Durée d'irradiation		-3	-30	-30	-60	1		-40	-30	5	-1	≈ 0	-40	-30	30	-30	-3	60 t (x_1)
Teneur initiale en AM						-1		30		-3	≈ 0	1	40	20		2000		X
Taux de récupération des AM															-70		-100	
Retraitement																		
Date de mise en place	REP				70	≈ 0		30		-2	1	≈ 0	10	6	-9	50	7	60 t (x_3)
	RNR					≈ 0		70		-5	1	1	70	30	-10	70	8	370 t (x_3)
Capacité	REP				-20	-1		-30		1	-1	-1	-20	-8	8	-30	-6	90 t (x_1)
	RNR					≈ 0		-70		30	≈ 0	≈ 0	-70	-60	20	-80	-2	1300 t (x_1)
Taux de pertes en U et Pu						≈ 0		-1		≈ 0	≈ 0	≈ 0	-2	-1	50	-2	≈ 0	X
Ordre						-1		20		-1	-1	-1	20	10	20	50	-20	X

-100% 100% > 100%

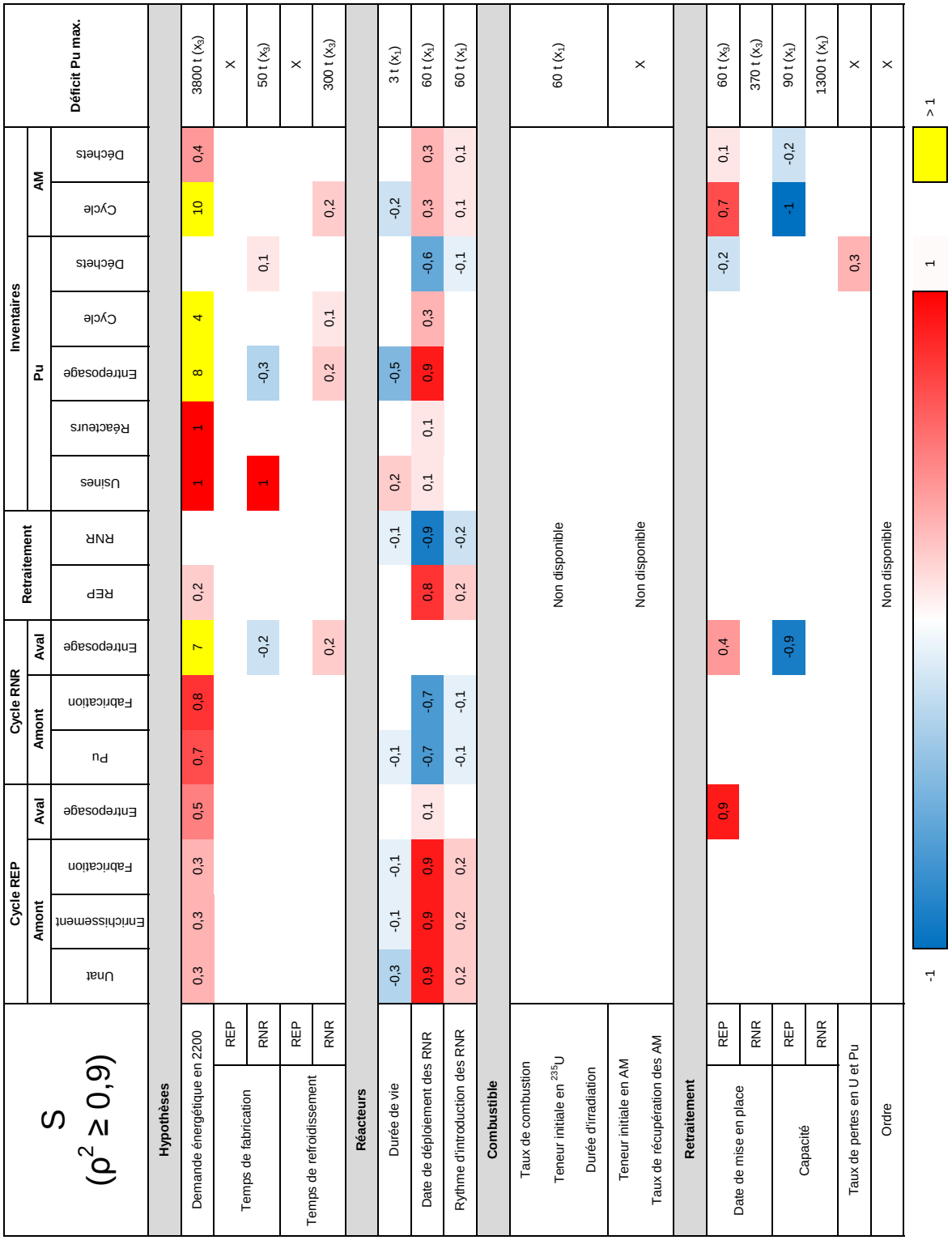


TABLEAU C.3 – *Sensibilités S des résultats de scénarios* ($\rho^2 > 0{,}9$)

des assemblages usés à retraiter, menant à un léger déficit. Les déficits en plutonium observés via le changement de la date ou du rythme de déploiement des RNR reflètent qu'une volonté d'accélérer le déploiement de RNR induit un besoin accru et plus rapide en plutonium et donc une augmentation sur la durée du scénario des besoins en fabrication d'assemblages RNR. La quantité de plutonium produite sous irradiation des REP UOX est d'autant plus importante que le taux de combustion est élevé, ainsi réduire le taux de combustion nominal induit une plus faible production de plutonium, pouvant entraîner un déficit pour les RNR. Enfin, l'étude montre que retarder le démarrage de l'usine de retraitement ou réduire la capacité de retraitement peut mener à un déficit en plutonium. Ce déficit peut être corrigé en modifiant notamment les caractéristiques du retraitement des assemblages usés, ce qui revient à modifier plusieurs paramètres à la fois. Des exemples de modifications, via l'ajustement de divers paramètres d'entrée, à apporter pour réduire le déficit en plutonium sont présentés ici :

- augmenter la capacité de retraitement des assemblages REP de 850 à 950 t/an annule le déficit en plutonium de l'ordre de 60 tonnes observé lors de changements sur la date de déploiement et le rythme d'introduction des RNR, les caractéristiques du combustible REP et la date de début du retraitement des assemblages usés REP ;
- augmenter la capacité de retraitement des assemblages REP de 850 à 1000 t/an diminue de moitié le déficit en plutonium de 300 tonnes observé pour les études sur le temps de refroidissement du combustible usé RNR.

Des modifications peuvent aussi être apportées sur les dates de début de retraitement, mais ces changements sont ici moins efficaces que ceux présentés. En effet, la quantité cumulée d'assemblages usés traités au moment du besoin en plutonium dépend en grande partie de la capacité maximale de retraitement.

Le premier constat des tableaux C.2 et C.3 est la grande influence de la demande énergétique sur l'ensemble des résultats. Cette influence souligne un aspect essentiel du fonctionnement de COSI, à savoir que la demande énergétique fixe tous les besoins dans le cycle. Concernant la date et le rythme de déploiement des RNR, on peut observer des sensibilités inversées entre les caractéristiques de l'amont du cycle REP (besoins en uranium naturel, enrichissement et fabrication) et l'amont du cycle RNR (besoins en plutonium et fabrication). En effet, à puissance installée constante, les besoins en fabrication d'assemblages REP et RNR se compensent. Par exemple, concernant la variation de la date de déploiement des RNR, l'écart relatif maximal sur les besoins en fabrication d'assemblages REP est de 20%, à l'inverse de celui observé pour les assemblages RNR de -20%. Si certains résultats se compensent dans les tableaux présentés, d'autres ne reflètent pas des résultats attendus. En considérant encore la date de déploiement des RNR, les besoins en retraitement d'assemblages REP ($E = 20\%$) devraient présenter une évolution similaire à l'inventaire en entreposage d'assemblages usés REP ($E = 2\%$). Cet écart s'explique par la nature différente des indicateurs considérés pour l'étude : l'indicateur pour l'entreposage d'assemblages usés REP est la valeur maximale de cet inventaire sur la durée du scénario, alors que l'indicateur pour les besoins en retraitement d'assemblages usés est exprimé comme une intégrale sur la durée du scénario de l'ensemble des besoins annuels. On observe le même constat en considérant comme paramètre d'entrée le rythme de déploiement des RNR. Ces constats illustrent l'importance du choix des indicateurs représentatifs des résultats de scénarios.

Synthèse

Ces études de sensibilité permettent d'identifier les paramètres d'entrée à forte influence sur une sortie. L'objectif ici n'est pas de quantifier précisément la sensibilité des sorties aux entrées, mais de définir les paramètres qui présentent une influence notable sur les sorties. Les observations mettent en évidence certains paramètres influant sur tous les résultats considérés. Ces paramètres concernent les caractéristiques des réacteurs (durée de vie, dates et rythme de déploiement des réacteurs) qui définissent le déroulement même du scénario et interagissent donc sur les besoins en fabrication et retraitement et les inventaires en cycle et aux déchets. Un autre paramètre important mis en avant par ces résultats est la demande énergétique, qui fixe des objectifs en terme de production électrique sur le scénario et influe donc sur l'ensemble des postes du cycle. Les caractéristiques du retraitement impactent les ressources en matières fissiles et l'aval du cycle : l'entreposage des assemblages usés et les inventaires en plutonium et actinides mineurs entreposés et stockés. Ces caractéristiques sont importantes à considérer pour des études d'optimisation avec des critères liés à l'aval du cycle comme la radiotoxicité des déchets, mais également pour adapter la production de matières fissiles au besoin. D'autres paramètres étudiés ici présentent une influence globale moins importante, notamment les temps de fabrication et les pertes au retraitement. Ces paramètres ont été étudiés ici, mais ne sont pas considérés comme des variables de décision, plutôt comme des contraintes industrielles. Le temps minimal de refroidissement est un paramètre à ajuster de sorte à respecter des critères liés au retraitement ou encore à la puissance résiduelle en cycle. La durée de vie des réacteurs est également assimilée à une contrainte. Enfin, la demande énergétique ne peut être une variable d'optimisation dans notre cas, elle n'est pas une quantité qui doit être fixée selon un scénario avec des objectifs définis. Au contraire, cette quantité définit un objectif du scénario en terme de production électrique. Selon les études d'optimisation, la demande énergétique peut être une hypothèse, un critère ou une contrainte qui peut dépendre des décideurs et des consommateurs d'électricité, mais en aucun cas une variable du problème.

En conclusion, ces études mettent en avant des impacts différents de paramètres de scénario sur des résultats d'intérêts. Les paramètres de scénarios peuvent être séparés selon différentes catégories. Les paramètres de réacteurs importants à considérer comme variables de décision sont la date et le rythme de déploiement des réacteurs. Les paramètres liés à l'usine de retraitement (stratégie de retraitement, périodes, etc.) sont aussi à considérer comme variables, car ce sont eux qui vont notamment permettre de pallier d'éventuels problèmes de déficit en plutonium. Les caractéristiques du combustible (taux de combustion, enrichissement en ^{235}U, teneur en plutonium, durée d'irradiation) pourraient être aussi importantes à considérer comme variables, car elles représentent les leviers de fonctionnement des réacteurs.

Annexe $\mathcal{D}$

Estimateur de la faisabilité de scénarios

En vue de réduire la durée d'évaluation des scénarios au cours d'un calcul d'optimisation, nous proposons de construire des estimateurs des fonctions objectif et contrainte du problème étudié. Ces estimateurs sont alors des métamodèles de COSI-A, la version de COSI utilisant elle-même des métamodèles d'irradiation basés sur CESAR. Les études présentées dans la section 7.4 (p.152) montrent que de tels métamodèles de COSI-A ne conservent pas les rangs des scénarios évalués selon la production cumulée de colis de déchets vitrifiés. Cette annexe présente des études supplémentaires effectuées pour la construction d'un estimateur de la faisabilité d'un scénario, c'est-à-dire sur la présence ou non d'un déficit en plutonium.

Définition des indicateurs de validation

Le déficit en plutonium dépend de toutes les variables du problème car il est lié à la stratégie de retraitement et au nombre de RNR déployés. Tout comme l'estimation des fonctions objectif, le but recherché par les métamodèles du déficit en plutonium est d'estimer correctement si un scénario est faisable ou non et non d'obtenir une erreur d'estimation faible sur la valeur du déficit. Suivant ce principe, nous distinguons quatre ensembles de scénarios permettant de quantifier la qualité d'un estimateur :

- $\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) = 0 \wedge \hat{m}_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) \leq 0\}$, les scénarios faisables estimés faisables ;
- $\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) = 0 \wedge \hat{m}_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0\}$, les scénarios faisables estimés infaisables ;
- $\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0 \wedge \hat{m}_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) \leq 0\}$, les scénarios infaisables estimés faisables ;
- $\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0 \wedge \hat{m}_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0\}$, les scénarios infaisables estimés infaisables.

Nous précisons qu'une estimation du déficit en plutonium peut être négative même si la valeur calculée par COSI-A est toujours positive (scénario infaisable) ou nulle (scénario faisable). Idéalement, l'estimateur doit être en mesure d'estimer correctement la faisabilité de tous les scénarios, c'est-à-dire que l'estimation est négative si le scénario est faisable ou strictement positive si le scénario est infaisable. Nous définissons ainsi deux indicateurs p_F et p_I comme les proportions des scénarios respectivement faisables et infaisables estimés tels quels. Ces indicateurs s'écrivent

$$p_F = \frac{\text{Card}(\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) = 0 \wedge \hat{m}_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) \leq 0\})}{\text{Card}(\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) = 0\})}, \tag{D.1}$$

et

$$p_I = \frac{\text{Card}(\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0 \wedge \hat{m}_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0\})}{\text{Card}(\{\boldsymbol{x} \mid m_{\text{Pu-}}(\boldsymbol{x}) > 0\})}. \tag{D.2}$$

Nous nous limitons dans cette étude aux 10 000 scénarios, dont 2840 faisables, de l'échantillon défini dans le domaine de recherche du problème $(\mathcal{C}_r)$ (cf. §7.4.1 p.152). Nous ne considérons pas dans cette étude une base de test pour la validation, l'attention étant apportée exclusivement à la qualité de la régression. Les 10 000 scénarios forment alors la base d'apprentissage $\mathcal{A}$ de l'étude. Nous considérons comme méthode de régression un réseau de neurones de paramètres $H = 50$, $n_{\text{init}} = n_{\text{iter}} = 10$ et $\varepsilon = 10^{-6}$.

Estimation du déficit en plutonium

La figure D.1 représente l'estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios. Nous observons une tendance de l'estimateur à mal estimer quels sont les scénarios faisables. En effet, ces derniers présentent un déficit à valeur discrète (déficit nul) mal évaluée par l'estimateur continu, même si les estimations négatives du déficit sont considérées comme associées à des scénarios faisables. La majorité des scénarios présentant un déficit sont estimés comme étant infaisables ($p_I = 95{,}8\%$). Cependant, la faible part des scénarios infaisables estimés faisables sont ceux présentant un faible déficit. Il est important de bien estimer ces scénarios à faible déficit, car ils peuvent être considérés comme optimaux lors du calcul d'optimisation. En effet, nous observons dans les études d'optimisation présentées dans ce manuscrit que certains scénarios optimaux se trouvent généralement à proximité de scénarios infaisables, c'est-à-dire aux limites de l'espace de décision. La difficulté est donc de distinguer correctement les scénarios infaisables à faible déficit des scénarios faisables. Une des causes est l'attribution d'une valeur nulle au déficit pour les scénarios faisables. Nous proposons ici de retirer

les scénarios faisables de la base d'apprentissage, la nouvelle base contient alors 7160 scénarios infaisables. La figure D.2 représente l'estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios infaisables. Ce changement de base induit une augmentation de l'indicateur p_F et une diminution de p_I. En d'autres termes, considérer uniquement des scénarios infaisables dans la base d'apprentissage mène vers un plus grand nombre de scénarios estimés comme étant faisables.

Toujours dans le but de mieux distinguer les scénarios à faible déficit des scénarios faisables, nous proposons ici d'imposer une borne supérieure sur le déficit en plutonium des scénarios infaisables pris en compte pour l'apprentissage. En effet, ceci permet de s'affranchir de l'influence des scénarios à forts déficits sur la régression pour les scénarios à faibles déficits. Des études non présentées ici montrent que les meilleurs indicateurs p_F et p_I sont obtenus pour un seuil en déficit de 200 t. La figure D.3 représente l'estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios, dont les faisables, avec un déficit inférieur à ce seuil. La figure D.4 représente ces estimations pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios infaisables avec un déficit inférieur à ce seuil. Nous constatons une amélioration sur l'indicateur p_I que la régression tienne compte ou non des scénarios faisables. Considérer un seuil permet donc d'améliorer l'estimation des scénarios infaisables. L'indicateur p_F passe de 47,3% à 45,8% en considérant le seuil sur les scénarios de la base $\mathcal{A}$ pris en compte dans la régression. Ainsi, considérer les scénarios infaisables à fort déficit dans la régression quand les scénarios faisables sont aussi pris en compte permet une meilleure évaluation des scénarios faisables. Ce même indicateur passe de 66,2% à 76,3% pour une régression sur les scénarios infaisables. Cette tendance confirme l'amélioration apportée à l'estimateur lorsque les scénarios faisables et ceux à fort déficit ne sont pas pris en compte.

Le tableau D.1 résume les valeurs des indicateurs pour les différentes considérations sur les scénarios de la base $\mathcal{A}$ pris en compte pour la régression. L'indicateur p_I obtenu pour une régression sur les scénarios infaisables présentant un déficit inférieur à 25 tonnes a été ajouté. Cet indicateur est plus significatif de la qualité de l'estimateur à bien estimer les scénarios infaisables, sachant qu'aucun scénario avec un déficit supérieur à 25 tonnes n'est estimé faisable dans les cas présentés. Ce tableau montre d'une part que l'ajout d'un seuil maximum sur le déficit en plutonium des scénarios infaisables pris en compte présente globalement un gain sur la qualité de l'estimateur. D'autre part, considérer uniquement les scénarios infaisables de la base $\mathcal{A}$ pour la régression mène vers une valeur de p_F plus élevée et une valeur de p_I plus faible. Ainsi, ne pas tenir compte des scénarios faisables dans la régression conduit à un estimateur qui favorise la faisabilité des scénarios, que les scénarios soient faisables ou non.

Scénarios d'apprentissage	Seuil max. sur $m_{\text{Pu-}}$	p_F	p_I	p_I ($m_{\text{Pu-}} < 25$ t)
tous	aucun	47,3%	95,8%	85,5%
tous	200 t	45,8%	98,1%	93,3%
infaisables	aucun	66,2%	93,8%	79,6%
infaisables	200 t	76,3%	96,9%	89,0%

TABLEAU D.1 – *Indicateurs de qualité des estimateurs du déficit en plutonium selon les scénarios considérés pour l'apprentissage*

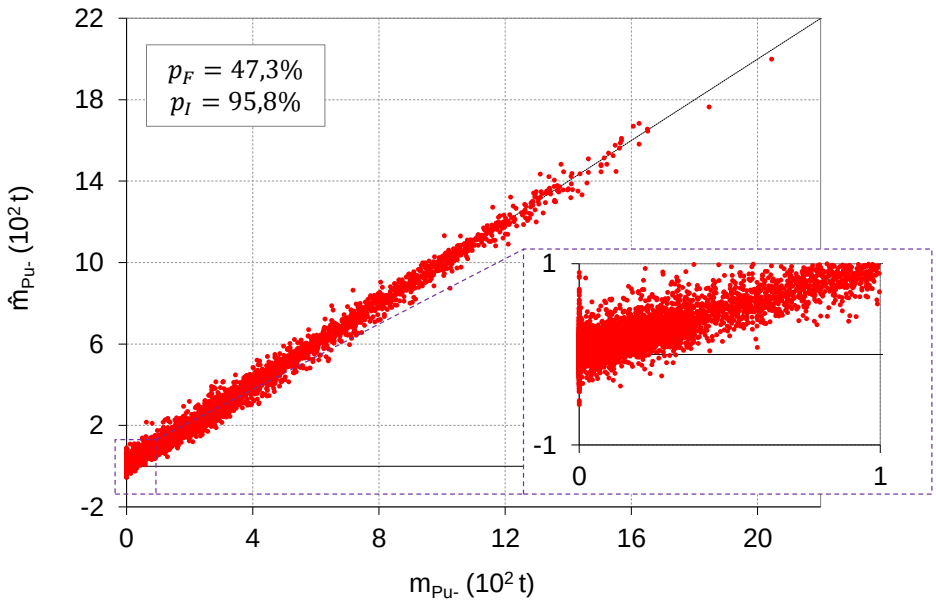


FIGURE D.1 – *Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios*

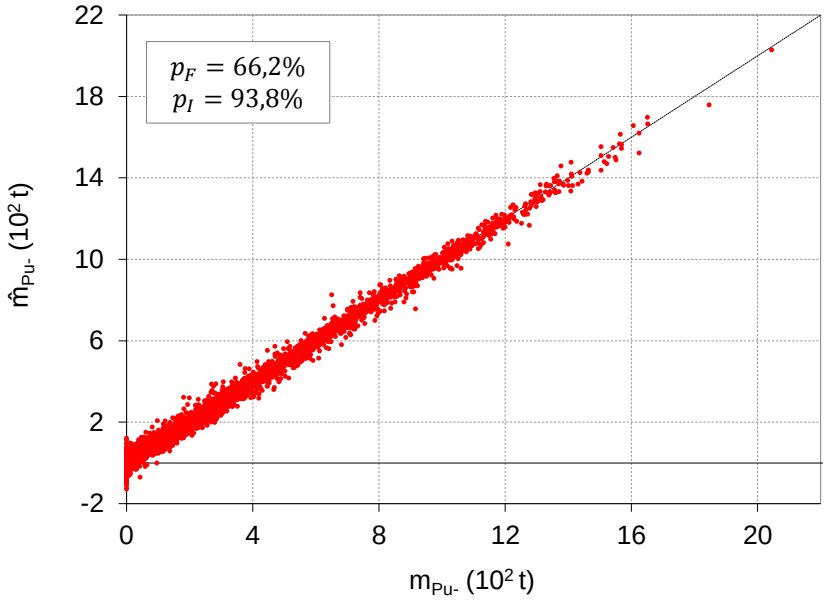


FIGURE D.2 – *Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios infaisables*

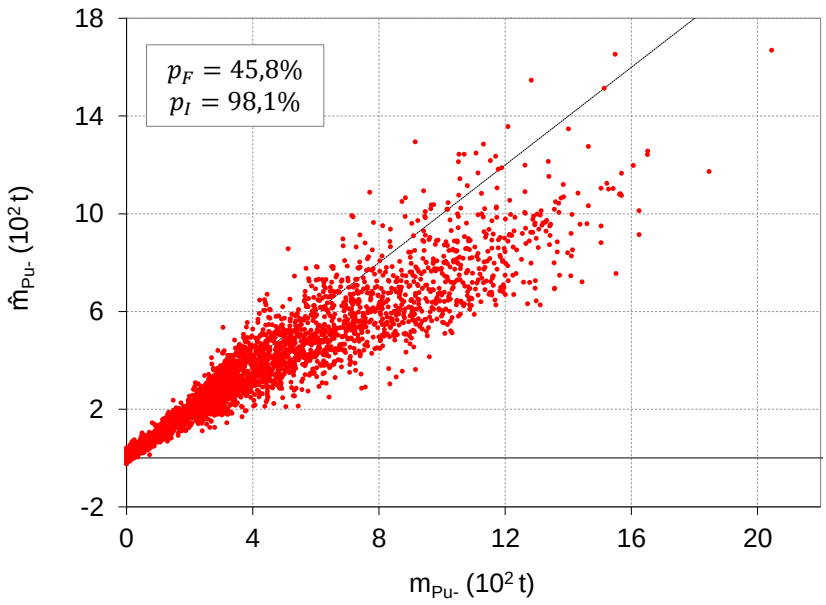


FIGURE D.3 – *Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios avec un déficit inférieur à 200 t*

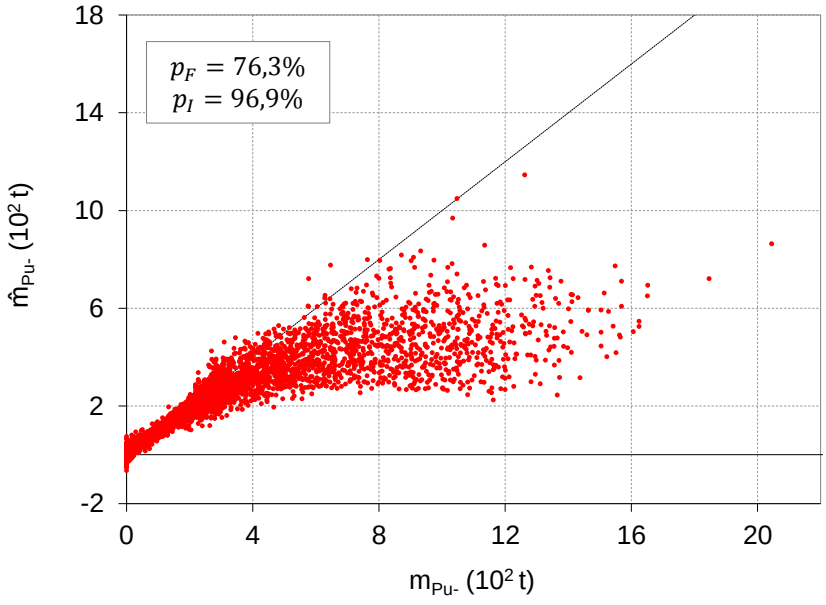


FIGURE D.4 – *Estimation du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur les scénarios infaisables avec un déficit inférieur à 200 t*

Estimation de la faisabilité

Le but recherché étant d'estimer si un scénario est faisable ou non, nous proposons de construire un métamodèle sur un booléen, appelé faisabilité, de valeur 0 si le scénario est faisable et 1 sinon. L'avantage de cette quantité est de ne pas considérer le déficit cumulé qui n'est pas nécessairement représentatif du degré d'infaisabilité du scénario. En effet, un scénario n'est plus viable une fois qu'un déficit en plutonium apparaît. La figure D.5 représente l'estimation de la faisabilité des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression sur ces scénarios. La difficulté de cette approche est de déterminer la valeur limite, appelée seuil de faisabilité, séparant les scénarios estimés infaisables et faisables. La figure D.6 représente les indicateurs p_F et p_I adaptés à la faisabilité pour différents seuils de faisabilité compris entre 0 et 1. Nous observons que la définition d'un seuil de faisabilité à 0,5 conduit à des indicateurs élevés ($p_F = 98{,}5\%$ et $p_I = 97{,}6\%$). Cet estimateur est donc plus performant que ceux établis sur la valeur du déficit en plutonium.

Estimation de l'année d'apparition du déficit en plutonium

Dans une dernière étude, nous proposons de construire un estimateur de la première année d'apparition du déficit en plutonium par régression de tous les scénarios de la base $\mathcal{A}$. Nous choisissons de construire cet estimateur sur les dates d'apparition du déficit pour les scénarios infaisables et des valeurs de 2150 pour les scénarios faisables. Cette valeur de 2150 fixée est postérieure à 2140 (fin du scénario étudié) car il est important d'estimer correctement la faisabilité des scénarios à faibles déficits, avec des dates d'apparition élevées, à proximité d'éventuels scénarios optimaux. La figure D.7 représente l'estimation de l'année d'apparition du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression sur ces scénarios. Comme pour l'estimation de la faisabilité, les indicateurs de qualité p_F et p_I dépendent d'un seuil de faisabilité, qui correspond ici à la valeur limite de l'année qui sépare les scénarios faisables et infaisables. La figure D.8 représente les indicateurs p_F et p_I adaptés à l'année d'apparition en fonction du seuil de faisabilité. Bien que l'estimation de l'année d'apparition puisse varier de 1880 à 2200, les indicateurs p_F et p_I pour des seuils de faisabilité allant de 2140 à 2144 sont plus élevés que ceux obtenus pour les estimateurs sur le déficit en plutonium qui atteignent $p_F = 76{,}3\%$ et $p_I = 98{,}1\%$. De plus, ces estimateurs présentent un p_F inférieur et un p_I supérieur à celui retenu pour l'estimation de la faisabilité. Ils estiment donc plus de scénarios comme étant infaisables. L'indicateur p_F bien plus faible que celui obtenu pour l'estimation de la faisabilité fait qu'il est considéré comme moins performant que l'estimateur de la faisabilité. L'estimateur de l'année d'apparition du déficit a aussi été construit par régression sur les scénarios infaisables de la base $\mathcal{A}$. Cependant, en l'absence de référence sur l'année d'apparition associée aux scénarios faisables, l'indicateur p_F est très faible en considérant des seuils de faisabilité variant de 2140 à 2150, avec une valeur maximale obtenue pour un seuil à 2140.

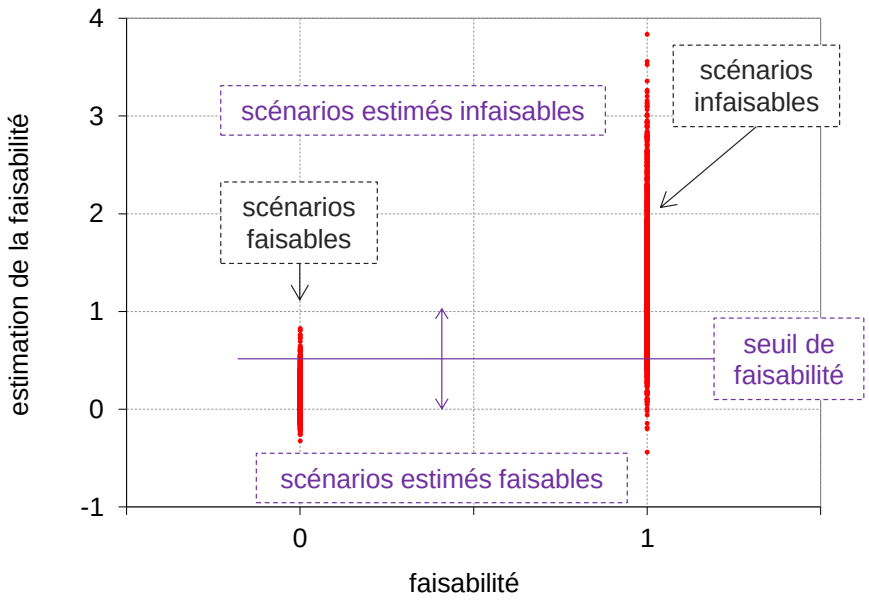


FIGURE D.5 – *Estimation de la faisabilité des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios*

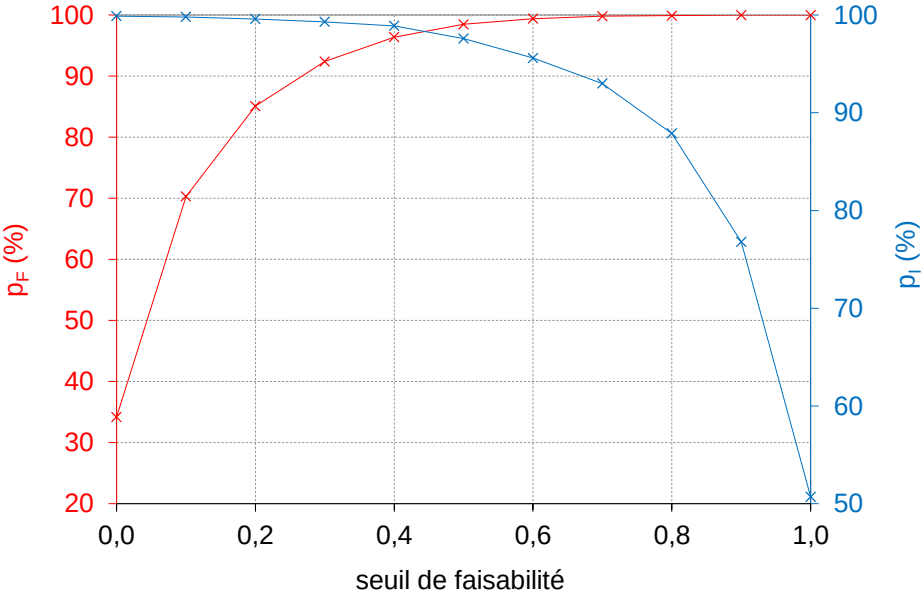


FIGURE D.6 – *Indicateurs de qualité de l'estimateur de la faisabilité des scénarios de la base $\mathcal{A}$ en fonction du seuil de faisabilité*

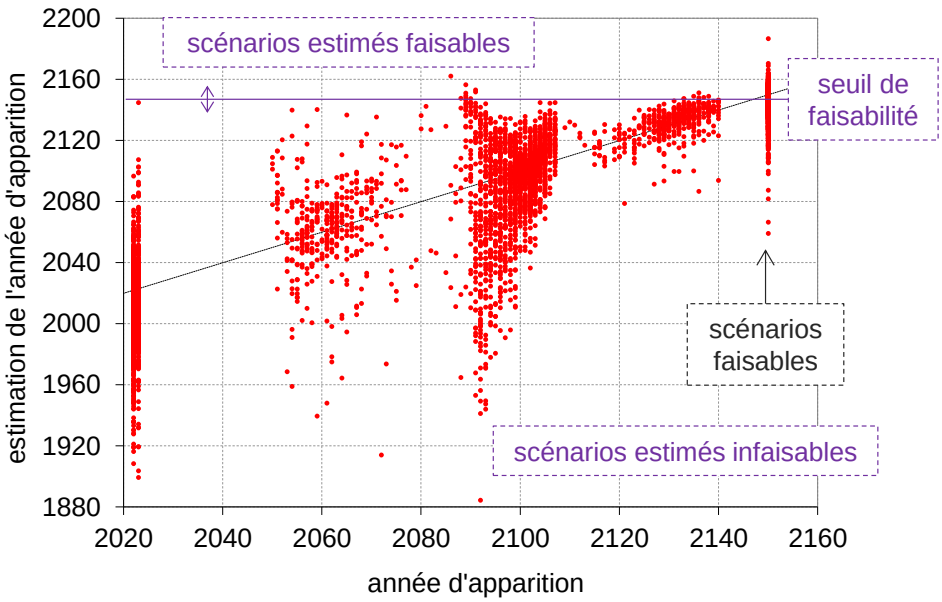


FIGURE D.7 – *Estimation de l'année d'apparition du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ pour une régression par réseau de neurones sur ces scénarios*

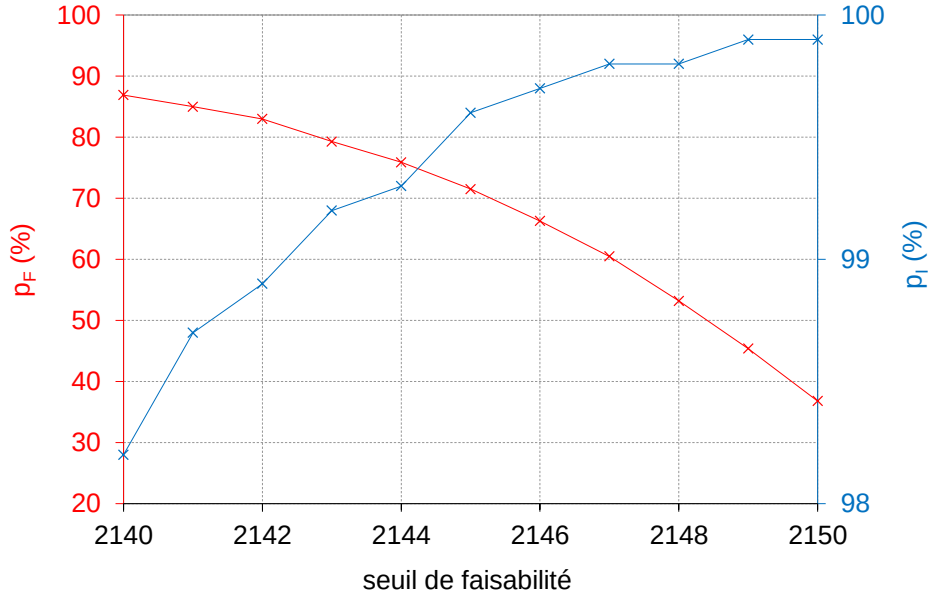


FIGURE D.8 – *Indicateurs de qualité de l'estimateur de l'année d'apparition du déficit en plutonium des scénarios de la base $\mathcal{A}$ en fonction du seuil de faisabilité*

Synthèse

La construction d'un estimateur de faisabilité selon un booléen de valeur 0 si le scénario est faisable et 1 si le scénario est infaisable semble être la solution la plus adaptée pour une application à des études d'optimisation. Cependant, les études présentées ne permettent pas de déduire si l'estimateur de la faisabilité est prédictif car il n'a pas été appliqué à une base de test. Cette application n'a pas été effectuée dès lors que la construction de métamodèles de COSI-A ne semble pas possible vis-à-vis de l'estimation du rang scénarios évalués selon $N_{\text{CSD-V}}$ (cf. §7.4.3 p.156). Nous précisons enfin que d'autres voies ont été testées sans succès afin d'estimer la faisabilité d'un scénario :

- construire un métamodèle du déficit en plutonium cumulé dans chacune des quatre périodes définies pour l'optimisation du retraitement ; un scénario est infaisable si le déficit est plus grand qu'une certaine valeur dans une période ou si la somme des déficits par période est supérieure à une certaine valeur ;
- construire un métamodèle du maximum du déficit en plutonium annuel ; un scénario faisable se voit attribuer comme valeur de déficit l'opposé du minimum de la marge en plutonium annuel.

Ces tentatives de définition d'un estimateur de la faisabilité de scénarios ne présentent pas d'amélioration sur les indicateurs p_F et p_I. En l'état des connaissances acquises lors de ces études, la possibilité d'utiliser des métamodèles de scénarios basés sur des évaluations avec COSI-A n'est pas recommandée pour une application à des études d'optimisation.

Bibliographie

AEN, 2001. Trends in the nuclear fuel cycle - economic, environmental and social aspects. *Rapport technique.*

AEN, 2007. Risques et avantages de l'énergie nucléaire. *Rapport technique.*

AEN, 2009. The JEFF-3.1.1 nuclear data library. *Rapport technique.*

AEN, 2010a. Coûts prévisionnels de production de l'électricité. *Rapport technique.*

AEN, 2010b. L'opinion publique et l'énergie nucléaire. *Rapport technique.*

AEN, 2012. Benchmark study on nuclear fuel cycle transition scenarios analysis codes. *Rapport technique.*

AEN, 2013a. The economics of the back end of the nuclear fuel cycle. *Rapport technique.*

AEN, 2013b. International comparison of a depletion calculation benchmark on fuel cycle issues - results from phase 1 on UOX fuels. *Rapport technique.*

K. **Ammar**, 2014. Conception multi-physiques et multi-objectifs des cœurs de RNR-Na hétérogènes - développement d'une méthode d'optimisation sous incertitudes. *Thèse de doctorat, Université Paris-Sud 11.*

ANDRA, 2015. Inventaire national des matières et déchets radioactifs. *Rapport technique.*

ANDRA *et al.*, 2002. Recherche d'une méthodologie pour évaluer les cycles électronucléaires sous l'angle environnemental et sanitaire. *Forum d'échange des données ANDRA-CEA-COGEMA-EDF.*

E. A. **Andrianova** *et al.*, 2008. DESAE program for systems studies of long-term growth of nuclear power. *Atomic Energy*, 105(6):385–390.

I. **Antcheva** *et al.*, 2009. ROOT - a C++ framework for petabyte data storage, statistical analysis and visualization. *Computer Physics Communication*, 180(19):2499–2512.

ASN, 2009. Plan national de gestion des matières et des déchets radioactifs 2007-2009. *Rapport technique.*

ASN, 2012. Plan national de gestion des matières et des déchets radioactifs 2010-2012. *Rapport technique.*

ASN, 2015. Plan national de gestion des matières et des déchets radioactifs 2013-2015. *Rapport technique.*

F. **Bachoc**, 2013. Estimation paramétrique de la fonction de covariance dans le modèle de krigeage par processus gaussiens - application à la quantification des incertitudes en simulation numérique. *Thèse de doctorat, Université Paris Diderot 7.*

H. **Bateman**, 1910. The solution of a system of differential equations occuring in the theory of radioactive transformations. *Proceedings Cambridge Philosophical Society*, 15:423–427.

V. **Baudoui**, 2012. Optimisation robuste multiobjectifs par modèles de substitution. *Thèse de doctorat, Université de Toulouse.*

T. **Bäck**, 1996. Evolutionary algorithms in theory and practice - evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms. *Oxford University Press.*

T. **Bäck** *et al.*, 1997. Handbook of evolutionary computation. *IOP Publishing Ltd and Oxford University Press.*

R. **Bellman**, 1957. Dynamic programming. *Princeton University Press.*

E. **Bertel** et G. **Naudet**, 2004. L'économie de l'énergie nucléaire. *EDP Sciences, Collection Génie Atomique.*

B. **Bonin** *et al.*, 2014. MIXOPTIM : a tool for the evaluation and the optimization of the electricity mix in a territory. *EPJ Plus*, 129(198).

M. **Bruyneel** *et al.*, 2014. Optimisation des structures mécaniques - méthodes numériques et éléments finis. *Dunod.*

CEA, 2005. L'énergie nucléaire du futur - quelles recherches pour quels objectifs ? *Monographie CEA/DEN.*

CEA, 2012a. Tome 1 - La gestion durable des matières radioactives avec les réacteurs de 4ème génération. *Rapport sur la gestion durable des matières nucléaires.*

CEA, 2012b. Tome 2 - Séparation-transmutation des éléments radioactifs à vie longue. *Rapport sur la gestion durable des matières nucléaires.*

CEA, 2012c. Tome 3 - Les réacteurs à neutrons rapides de 4è génération à caloporteur sodium. *Rapport sur la gestion durable des matières nucléaires.*

CEA, 2012d. Tome 4 - Les réacteurs à neutrons rapides de 4è génération à caloporteur gaz. *Rapport sur la gestion durable des matières nucléaires.*

CEA, 2012e. Tome 5 - Synthèse et recommandations. *Rapport sur la gestion durable des matières nucléaires.*

CEA, 2013. La neutronique. *Monographie CEA/DEN.*

CEA, 2014. Les réacteurs nucléaires à caloporteur sodium. *Monographie CEA/DEN.*

CEA, 2015a. Avancées des recherches sur la séparation-transmutation et le multi-recyclage du plutonium dans les réacteurs à flux de neutrons rapides. *Rapport CEA/DEN.*

CEA, 2015b. Elecnuc - les centrales nucléaires dans le monde. *Rapport technique.*

C. **Chabert** *et al.*, 2015. Considerations on industrial feasibility for scenarios with progressive deployment of Pu multirecycling in SFR in the French nuclear power fleet. *Proceedings of GLOBAL.*

W. S. **Charlton** *et al.*, 2007. Proliferation resistance assessment methodology for nuclear fuel cycles. *Nuclear Technology*, 157(2):143–156.

C. A. **Coello Coello** *et al.*, 2007. Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems. *Springer.*

Y. **Collette** et P. **Siarry**, 2002. Optimisation multiobjectif. *Eyrolles.*

C. **Coquelet** *et al.*, 2009. Comparison of different options for transmutation scenarios studied in the frame of the French law for waste management. *Proceedings of GLOBAL.*

C. **Coquelet-Pascal** *et al.*, 2011. Comparison of different scenarios for the deployment of fast reactors in France - results obtained with COSI. *Proceedings of GLOBAL.*

C. **Coquelet-Pascal** *et al.*, 2013. Scenarios for fast reactors deployment with Plutonium recycling. *Proceedings of FR.*

C. **Coquelet-Pascal** *et al.*, 2015. COSI6 - a tool for nuclear transition scenario studies and application to SFR deployment scenarios with minor actinide transmutation. *Nuclear Technology*, 192:91–110.

C. **Coquelet-Pascal** et C. **Kieffer**, 2011. Validation of physical models used in scenarios studies by coupling COSI with ERANOS package. *Proceedings of GLOBAL.*

C. **Courteille**, 2003. Impact des perturbations du cycle électronucléaire sur la robustesse des décisions stratégiques à long terme. *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.*

C. **Darwin**, 1859. On the origin of species. *John Murray.*

I. **Das** et J. E. **Dennis**, 1997. A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for Pareto set generation in multicriteria optimization problems. *Structural Optimization*, 14(1):63–69.

L. S. **de Oliveira** et S. F. P. **Saramago**, 2010. Multiobjective optimization techniques applied to engineering problems. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 32(1):94–105.

K. **Deb** *et al.*, 2002. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm - NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197.

K. **Deb** et D. E. **Goldberg**, 1989. An investigation of niche and species formation in genetic function optimization. *Proceedings of the third International Conference on Genetic Algorithms*, p. 42–50.

M. D. **DeChaine** et M. A. **Feltus**, 1995. Nuclear fuel management optimization using genetic algorithms. *Nuclear Technology*, 111(1):109–114.

C. **Dhaenens-Flipo**, 2005. Optimisation combinatoire multi-objectif - apport des méthodes coopératives et contribution à l'extraction de connaissances. *Habilitation à Diriger des Recherches, Université des Sciences et Technologies de Lille.*

M. **Dorigo** et T. **Stützle**, 2004. Ant colony optimization. *MIT Press.*

G. **Dreyfus** *et al.*, 2002. Réseaux de neurones - méthodologie et applications. *Eyrolles.*

J. **Dréo** *et al.*, 2003. Métaheuristiques pour l'optimisation difficile. *Eyrolles*.

F. Y. **Edgeworth**, 1881. Mathematical psychics. *C. Kegan Paul & Co.*

A. E. **Eiben** et J. E. **Smith**, 2003. Introduction to evolutionary computing. *Springer*.

O. **Fabbris**, 2014. Optimisation multi-physique et multicritère des cœurs de RNR-Na - application au concept CFV. *Thèse de doctorat, Université de Grenoble*.

B. **Fontaine** *et al.*, 2011. The French R&D on SFR core design and ASTRID Project. *Proceedings of GLOBAL*.

D. **Freynet** *et al.*, 2016. Multiobjective optimization for nuclear fleet evolution scenarios using COSI. *EPJ Nuclear Sciences and Technologies*, 2(9).
URL : http://dx.doi.org/10.1051/epjn/e2015-50066-7.

F. **Gaudier**, 2010. URANIE - The CEA/DEN uncertainty and sensitivity platform. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 2(6):7660–7661.

F. **Glover** et G. A. **Kochenberger**, 2003. Handbook of metaheuristics. *Kluwer Academic Publishers*.

D. E. **Goldberg**, 1989. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. *Addison-Wesley*.

A. **Gomez**, 2008. Optimisation technico-économique multi-objectif de systèmes de conversion d'énergie - cogénération d'électricité-hydrogène à partir d'un réacteur nucléaire de IVème génération. *Thèse de doctorat, Université de Toulouse*.

L. **Guérin** *et al.*, 2009. A benchmark study of computer codes for system analysis of the nuclear fuel cycle. *Rapport technique, Massachusetts Institute of Technology*.

P. E. **Hart** *et al.*, 1968. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2):100–107.

R. **Hays**, 2012. Stochastic optimization for nuclear fuel cycle deployment scenarios. *Thèse de doctorat, North Carolina State University*.

R. **Hays** et P. **Turinsky**, 2014. Stochastic optimization for nuclear facility deployment scenarios using VISION. *Nuclear Technology*, 186(1):76–89.

K. **Hornik**, 1991. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 4(2):251–257.

S. **Huband** *et al.*, 2006. A review of multi-objective test problems and a scalable test problem toolkit. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 10(5):477–506.

IAEA, 2009. Nuclear power objectives. *IAEA Nuclear Energy Series*, NP-O.

IAEA, 2011a. Nuclear energy general objectives. *IAEA Nuclear Energy Series*, NG-O.

IAEA, 2011b. Radioactive waste management objectives. *IAEA Nuclear Energy Series*, NW-O.

IAEA, 2013. Nuclear fuel cycle objectives. *IAEA Nuclear Energy Series*, NF-O.

J.-J. X. **Ingremeau**, 2011. Méthodologie d'optimisation d'un cœur de réacteur à neutrons rapides. *Thèse de doctorat, Université Paris-Sud 11.*

B. **Iooss** *et al.*, 2010. Numerical studies of the metamodel fitting and validation processes. *International Journal of Advances in Systems and Measurements*, 3:11–21.

J. J. **Jacobson** *et al.*, 2010. Verifiable fuel cycle simulation model (VISION) - a tool for analyzing nuclear fuel cycle futures. *Nuclear Technology*, 172(2):157–178.

J. **Kennedy** et R. C. **Eberhart**, 2001. Swarm intelligence. *Morgan Kaufmann.*

N. **Kerkar** et P. **Paulin**, 2008. Exploitation des cœurs REP. *EDP Sciences, Collection Génie Atomique.*

S. **Kirkpatrick** *et al.*, 1983. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598):671–680.

G. **Krivtchik**, 2014. Analysis of uncertainty propagation in nuclear fuel cycle scenarios. *Thèse de doctorat, Université de Grenoble.*

G. **Krivtchik** *et al.*, 2013. Development of depletion code surrogate models for uncertainty propagation in scenario studies. *Proceedings of SNA & MC.*

A. H. **Land** et A. G. **Doig**, 1960. An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*, 28(3):497–520.

L. **Le Gratiet** *et al.*, 2014. A bayesian approach for global sensitivity analysis of (multi-fidelity) computer codes. *SIAM/ASA Journal on Uncertainty Quantification*, 2(1):336–363.

R. T. **Marler** et J. S. **Arora**, 2004. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 26:369–395.

A. **Marrel**, 2008. Mise en œuvre et utilisation du métamodèle processus gaussien pour l'analyse de sensibilité de modèles numériques. *Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse.*

A. **Marrel** *et al.*, 2008. An efficient methodology for modeling complex computer codes with Gaussian processes. *Computational Statistics and Data Analysis*, 52(10):4731–4744.

S. **Massara** *et al.*, 2005. TIRELIRE-STRATEGIE - a fuel cycle simulation code for EDF nuclear strategy studies. *Proceedings of GLOBAL.*

H. **Meunier** *et al.*, 2000. A muliobjective genetic algorithm for radio network optimization. *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, 1:317–324.

G. **Naudet** et P. **Reuss**, 2008. Energie, électricité et nucléaire. *EDP Sciences, Collection Génie Atomique.*

J. A. **Nelder** et R. **Mead**, 1965. A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7(4):308–313.

J. **Nocedal** et S. J. **Wright**, 2006. Numerical optimization. *Springer.*

V. **Pareto**, 1896. Cours d'économie politique. *F. Rouge.*

S. **Passerini**, 2012. Sensitivity analysis and optimization of the nuclear fuel cycle - a systematic approach. *Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology.*

L. **Patarin**, 2002. Le cycle du combustible nucléaire. *EDP Sciences, Collection Génie Atomique.*

E. **Perrin** *et al.*, 1997. Optimisation globale par stratégie d'évolution. *Recherche opérationnelle*, 31(2):161–201.

G. **Petrone**, 2012. Optimization under uncertainty - theory, algorithms and industrial applications. *Thèse de doctorat, Università degli studi di Napoli Frederico II.*

C. **Poinssot** *et al.*, 2014. Assessment of the environmental footprint of nuclear energy systems - comparison between closed and open fuel cycles. *Energy*, 69(1):199–211.

D. S. **Pressyanov**, 2002. Short solution of the radioactive decay chain equations. *American Journal of Physics*, 70(4):444–445.

P. **Reuss**, 2003. Précis de neutronique. *EDP Sciences, Collection Génie Atomique.*

P. **Reuss**, 2007. L'épopée de l'énergie nucléaire - une histoire scientifique et industrielle. *EDP Sciences, Collection Génie Atomique.*

G. **Rimpault** *et al.*, 2002. The ERANOS code and data system for fast reactor neutronic analyses. *Proceedings of PHYSOR.*

R. **Rojas**, 1996. Neural networks - a systematic introduction. *Springer.*

R. **Roy** *et al.*, 2008. Recent advances in engineering design optimisation - challenges and future trends. *CIRP Annals - Manufactoring Technology*, 57(2):697–715.

J. **Sacks** *et al.*, 1989. Design and analysis of computer experiments. *Statistical Science*, 4(4):409–423.

L. **San Felice** *et al.*, 2013. Experimental validation of the DARWIN2.3 package for fuel cycle applications. *Nuclear Technology*, 184:217–232.

A. **Santamarina** *et al.*, 2009. APOLLO2.8 - a validated code package for PWR neutronics calculations. *Advances in Nuclear Fuel Management IV.*

J. R. **Schott**, 1995. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization. *Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology.*

P. **Sciora** *et al.*, 2009. A break even oxide fuel core for an innovative SFR - CEA neutronic studies. *Proceedings of GLOBAL.*

P. **Siarry**, 2014. Métaheuristiques. *Eyrolles.*

P. **Silvennoinen**, 1982. Nuclear fuel cycle optimization - methods and modelling techniques. *Pergamon Press.*

P. **Silvennoinen** *et al.*, 1980. Multigoal fuel cycle optimization including nonproliferation objectives. *Nuclear Technology*, 48:34–42.

P. **Silvennoinen** *et al.*, 1982. Optimization of fuel cycle strategies with constraints on uranium availability. *Nuclear Technology*, 56:72–80.

N. **Srinivas** et K. **Deb**, 1995. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2(3):221–248.

M. L. **Stein**, 1999. Interpolation of spatial data - some theory for kriging. *Springer*.

B. **Suman** et P. **Kumar**, 2006. A survey of simulated annealing as a tool for single and multiobjective optimization. *Journal of the Operational Research Society*, 57:1143–1160.

M. **Tiphine** *et al.*, 2015. Simulations of progressive potential scenarios of Pu multirecycling in SFR and associated phase-out in the French nuclear power fleet. *Proceedings of GLOBAL*.

M. **Tiphine** *et al.*, 2016. The effects of the uncertainty of input parameters on nuclear fuel cycle scenario studies. *Proceedings of IEMPT*.

A. **Tsoukiàs**, 2007. On the concept of decision aiding process - an operational perspective. *Annals of Operations Research*, 154(1):3–27.

A. **Tsoukiàs**, 2008. From decision theory to decision aiding methodology. *European Journal of Operational Research*, 187:138–161.

L. **Van Den Durpel**, 2015. Dynamic analysis of nuclear energy system strategies DANESS v7. *Proceedings of GLOBAL*.

D. A. **Van Veldhuizen**, 1999. Multiobjective evolutionary algorithms - classifications, analyses, and new innovations. *Thèse de doctorat, Air University*.

J.-M. **Vidal** *et al.*, 2012. CESAR 5.3 - an industrial tool for nuclear fuel and waste characterization with associated qualification. *Proceedings of WM*.

D. H. **Wolpert** et W. G. **Macready**, 1997. No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):67–82.

L. H. **Youds**, 2013. Sustainability assessment of nuclear power in the UK using an integrated multi-criteria decision-support framework. *Thèse de doctorat, University of Manchester*.

E. **Zitzler**, 1999. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization - methods and applications. *Thèse de doctorat, Swiss Federal Institute of Technology*.

Développement d'une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire

La problématique de l'évolution du parc nucléaire français peut être considérée via l'étude de scénarios électronucléaires. Ces études revêtent un rôle important compte tenu des enjeux, de l'ampleur des investissements, des durées et de la complexité des systèmes concernés et fournissent des éléments d'aide au processus décisionnel. Elles sont menées à l'aide du code COSI, qui permet de calculer les inventaires et les flux de matières transitant dans le cycle (réacteurs nucléaires et installations associées), via notamment le couplage avec le code d'évolution CESAR. Les études actuelles menées avec COSI nécessitent de définir les paramètres d'entrée des scénarios simulés, de sorte à satisfaire différents critères comme minimiser la consommation d'uranium naturel, la production de déchets, etc. Ces paramètres portent notamment sur les quantités et l'ordonnancement des assemblages usés au retraitement ou encore le nombre, la filière et les dates de mises en service des réacteurs à déployer. Le présent travail vise à développer, valider et appliquer une méthodologie d'optimisation couplée à COSI pour la recherche de scénarios électronucléaires optimaux pour un problème multicritère. Cette méthodologie repose en premier lieu sur la réduction de la durée d'évaluation d'un scénario afin de permettre l'utilisation de méthodes d'optimisation en un temps raisonnable. Dans ce cadre, des métamodèles d'irradiation par réseaux de neurones sont établis à l'aide de la plateforme URANIE et sont implémentés dans COSI. L'objet du travail est ensuite d'utiliser, adapter et comparer différentes méthodes d'optimisation, telles que l'algorithme génétique et l'essaim particulaire disponibles dans la plateforme URANIE, afin de définir une méthodologie adéquate pour ce sujet d'étude spécifique. La mise en place de cette méthodologie suit une approche incrémentale qui fait intervenir des ajouts successifs de critères, contraintes et variables de décision au problème d'optimisation. Les variables ajoutées, qui décrivent la cinétique de déploiement des réacteurs et la stratégie de retraitement du combustible usé, sont choisies en fonction de leur sensibilité sur les critères définis. Cette approche permet de faciliter l'interprétation des scénarios optimaux, la détection d'éventuelles difficultés liées au processus d'optimisation et finalement d'émettre des recommandations d'utilisation de la méthodologie mise en place en fonction de la nature du problème. Les études d'optimisation s'appuient sur un scénario de déploiement de réacteurs à neutrons rapides à caloporteur sodium avec recyclage du plutonium, inspiré des études menées dans le cadre de la loi de 2006 sur la gestion des matières et déchets radioactifs. Une illustration des possibilités de la méthodologie est réalisée sur ce scénario et permet notamment de démontrer le caractère optimal du scénario issu des études menées selon cette loi vis-à-vis de la limitation de l'entreposage de matières fissiles. Ce résultat souligne l'importance de la mise en œuvre d'une gestion dynamique du plutonium via le recours au combustible MOX pour le déploiement progressif des réacteurs à neutrons rapides.

Methodology implementation for multiobjective optimization for nuclear fleet evolution scenarios

The issue of the evolution of the French nuclear fleet can be considered through the study of nuclear transition scenarios. These studies are of paramount importance as their results can greatly affect the decision making process, given that they take into account industrial concerns, investments, time and nuclear system complexity. Such studies can be performed with the COSI code, which enables the calculation of matter inventories and fluxes across the fuel cycle (nuclear reactors and associated facilities), especially when coupled with the CESAR depletion code. The studies today performed with COSI require the definition of the various scenarios' input parameters, in order to fulfill different criteria such as minimizing natural uranium consumption, waste production and so on. These parameters concern the quantities and the scheduling of spent fuel destined for reprocessing, and the number, the type and the commissioning dates of deployed reactors. This work aims to develop, validate and apply an optimization methodology coupled with COSI, in order to determine optimal nuclear transition scenarios for a multiobjective problem. Firstly, this methodology is based on the acceleration of scenario evaluation, enabling the use of optimization methods in a reasonable time-frame. With this goal in mind, artificial neural network irradiation surrogate models are created with the URANIE platform and are implemented within COSI. The next step in this work is to use, adapt and compare different optimization methods, such as URANIE's genetic algorithm and particle swarm methods, in order to define a methodology suited to this type of study. This methodology development is based on an incremental approach which progressively adds criteria, constraints and decision variables to the optimization problem. The variables added, which are related to reactor deployment and spent fuel reprocessing strategy, are chosen according to their sensitivity to the defined criteria. This approach makes optimal scenarios interpretation easier, makes it possible to identify potential difficulties with the optimization process and then to provide recommendations on the use of the deployed methodology according to the problem type. The optimization studies consider a sodium-cooled fast reactor deployment scenario with plutonium recycling, which is inspired by studies carried out in the scope of the 2006 Act for waste management. An illustration of the possibilities of this methodology is provided with this scenario, demonstrating the optimality of the scenario from the studies that were carried out for this Act, regarding stored fissile material limitation. This result highlights the importance of dynamic plutonium management through MOX fuel usage during fast reactor deployment.