



Tous les numéros ▶ Volume 6 (2020) ▶ EPJ Nuclear Sci. Technol., 6 (2020) 52 ▶ HTML complet

Accès libre

Problème	EPJ Nuclear Sci. Technol. Volume 6, 2020
Numéro de l'article	52
Nombre de pages)	17
EST CE QUE JE	<a href="https://doi.org/10.1051/epjn/2020015">https://doi.org/10.1051/epjn/2020015</a>
Publié en ligne	28 août 2020

EPJ Nuclear Sci. Technol. 6, 52 (2020)

<https://doi.org/10.1051/epjn/2020015>

Article régulier

## Assimilation des données des données d'examen post-irradiation pour les rendements de fission du FEM

Daniel Siefman<sup>1, 2\*</sup>, Mathieu Hursin<sup>1, 3</sup>, Henrik Sjostrand<sup>4</sup>, Georg Schnabel<sup>4, 5</sup>, Dimitri Rochman<sup>3</sup> et Andreas Pautz<sup>1, 3</sup>

<sup>1</sup> Laboratory for Reactor Physics and Systems Behavior, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, Lausanne, Suisse

<sup>2</sup> Nuclear Criticality Safety Division, Lawrence Livermore National Laboratory, Livermore, CA 94550, USA

<sup>3</sup> Nuclear Energy and Safety Research Division, Paul Scherrer Institut (PSI), Villigen PSI, Suisse

<sup>4</sup> Département de physique et d'astronomie, physique nucléaire appliquée, Université d'Uppsala, Uppsala, Suède

<sup>5</sup> Section des données nucléaires, Agence internationale de l'énergie atomique, Vienne 1400, Autriche

\* courriel: [siefman1@lnl.gov](mailto:siefman1@lnl.gov)

Reçu: 9 avril 2020 Reçu sous sa forme définitive: 26 juin 2020 Accepté: 16 juillet 2020 Publié en ligne: 28 août 2020

### Abstrait

Les données nucléaires, en particulier les rendements de fission, créent des incertitudes dans les concentrations prévues de produits de fission dans le combustible usé qui peuvent dépasser les précisions des cibles d'ingénierie. Ici, nous présentons un nouveau cadre qui étend les méthodes d'assimilation de données aux simulations de burnup en utilisant des expériences d'examen post-irradiation. Les rendements de fission ajustés ont abaissé le biais et réduit l'incertitude des simulations. Notre approche ajuste les paramètres du modèle du code GEF. Nous comparons les approches BFMC et MOCABA de l'assimilation des données, en nous concentrant en particulier sur les effets de la non-normalité des rendements de fission du FEM. Dans l'application que nous présentons, le meilleur cadre d'assimilation de données a diminué le biais moyen des simulations de 26% à 14%. L'écart-type relatif moyen est passé de 21% à 14%. Les rendements de fission du FEM après assimilation des données concordaient mieux avec ceux de JEFF3.3. Pour la fission thermique Pu-239, la différence relative moyenne par rapport au JEFF3.3 était de 16% avant l'assimilation des données et après elle était de 12%. Pour les écarts types des rendements de fission, les FEM étaient 100%

### Table des matières

#### Article

- Abstrait
- HTML complet
- PDF (2,913 Mo)
- ePUB (4,338 Mo)
- Les références

#### Métrieque

[Afficher les statistiques de l'article](#)

#### Prestations de service

##### Mêmes auteurs

- [Google Scholar](#)
- [Base de données EDP Sciences](#)

[Recommander cet article](#)

[Télécharger la citation](#)

#### Articles Liés

[Covariances de rendement de fission pour JEFF: Une méthode bayésienne de Monte Carlo](#)

EPJ Web of Conferences 146, 09023 (2017)

[Incertitudes sur les combustibles nucléaires usés LWR suisses en raison des données nucléaires](#)

EPJ Nuclear Sci. Technol. 4 et 6 (2018)

[Ajustement des données nucléaires base sur l'interprétation des expériences post-irradiation avec le package DARWIN2.3](#)

EPJ Nuclear Sci. Technol. 4 et 47 (2018)

Plus

#### Bookmarking



[Services aux lecteurs](#)

[Alerte email](#)

Haut  
Abstrait

fission ajustés du MOCABA ont aggravé le biais des simulations de 30%. BFMC a montré qu'il expliquait intrinsèquement cette incohérence. L'application de l'optimisation de la probabilité marginale avec BFMC a donné un biais de 2% inférieur à celui de ne pas l'appliquer, mais les résultats ont été moins convergents. Pour la fission thermique Pu-239, la différence relative moyenne par rapport au JEFF3.3 était de 16% avant l'assimilation des données et après elle était de 12%. Pour les écarts types des rendements de fission, les FEM étaient 100% plus grands que les JEFF3.3 avant l'assimilation des données et après n'étaient que 4% plus grands. L'incohérence des données intégrales a eu un effet important sur le MOCABA, comme le montre la méthode d'optimisation de la probabilité marginale. Lorsque la méthode n'a pas été appliquée, les rendements de fission ajustés du MOCABA ont aggravé le biais des simulations de 30%. BFMC a montré qu'il expliquait intrinsèquement cette incohérence. L'application de l'optimisation de la probabilité marginale avec BFMC a donné un biais de 2% inférieur à celui de ne pas l'appliquer, mais les résultats ont été moins convergents. Pour les écarts types des rendements de fission, les FEM étaient 100% plus grands que les JEFF3.3 avant l'assimilation des données et après n'étaient que 4% plus grands. L'incohérence des données intégrales a eu un effet important sur le MOCABA, comme le montre la méthode d'optimisation de la probabilité marginale. Lorsque la méthode n'a pas été appliquée, les rendements de fission ajustés du MOCABA ont aggravé le biais des simulations de 30%. BFMC a montré qu'il expliquait intrinsèquement cette incohérence. L'application de l'optimisation de la probabilité marginale avec BFMC a donné un biais de 2% inférieur à celui de ne pas l'appliquer, mais les résultats ont été moins convergents. Pour les écarts types des rendements de fission, les FEM étaient 100% plus grands que les JEFF3.3 avant l'assimilation des données et après n'étaient que 4% plus grands. L'incohérence des données intégrales a eu un effet important sur le MOCABA, comme le montre la méthode d'optimisation de la probabilité marginale. Lorsque la méthode n'a pas été appliquée, les rendements de fission ajustés du MOCABA ont aggravé le biais des simulations de 30%. BFMC a montré qu'il expliquait intrinsèquement cette incohérence. L'application de l'optimisation de la probabilité marginale avec BFMC a donné un biais de 2% inférieur à celui de ne pas l'appliquer, mais les résultats ont été moins convergents. comme illustré avec la méthode d'optimisation de la probabilité marginale. Lorsque la méthode n'a pas été appliquée, les rendements de fission ajustés du MOCABA ont aggravé le biais des simulations de 30%. BFMC a montré qu'il expliquait intrinsèquement cette incohérence. L'application de l'optimisation de la probabilité marginale avec BFMC a donné un biais de 2% inférieur à celui de ne pas l'appliquer, mais les résultats ont été moins convergents. comme illustré avec la méthode d'optimisation de la probabilité marginale. Lorsque la méthode n'a pas été appliquée, les rendements de fission ajustés du MOCABA ont aggravé le biais des simulations de 30%. BFMC a montré qu'il expliquait intrinsèquement cette incohérence. L'application de l'optimisation de la probabilité marginale avec BFMC a donné un biais de 2% inférieur à celui de ne pas l'appliquer, mais les résultats ont été moins convergents.

- [4 Méthodes et approche](#)
- [5 résultats](#)
- [6. Conclusions](#)
- [Déclaration de contribution de l'auteur](#)
- [Les références](#)
- [Liste des tableaux](#)
- [Liste des figures](#)

© D. Siefman et al., Publié par EDP Sciences, 2020



Il s'agit d'un article en libre accès distribué sous les termes de la licence d'attribution Creative Commons (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), qui permet une utilisation, une distribution et une reproduction sans restriction sur tout support, à condition que l'œuvre originale soit correctement citée.

D'accord

## 1. Introduction

Parmi les données nucléaires, les rendements de fission (FY) sont très importants pour le burn-up [1 -5], chaleur de désintégration [6, 7] et des simulations de gestion des déchets nucléaires [8]. Ces simulations doivent prédire avec précision la concentration de produits de fission (PF) dans le combustible utilisé, ce qui nécessite des données FY fiables avec des covariances de haute qualité. Historiquement, les bibliothèques de données nucléaires ne donnaient que des moyennes et des variances pour les exercices, sans tenir compte des covariances ou des moments les plus élevés des distributions. De nombreuses recherches ont été consacrées à la proposition et au test de méthodes pour générer des données de covariance pour l'exercice financier manquantes [9 -11]. Une de ces méthodes utilise le code GEF [12 -15].

Le FEM produit des distributions d'incertitude pour les observables de fission en échantillonnant les paramètres de son modèle de Monte-Carlo. Pour le combustible nucléaire examiné dans cette étude, les

lorsqu'elle est appliquée aux concentrations de PF calculées avec les exercices GEF dans cette étude.

Ces biais et incertitudes importants font des calculs de burnup une cible solide pour l'assimilation des données (AD) [17]. Référence [18] ont utilisé le FEM pour assimiler les données ENDF / B-VII.1 FY comme preuves expérimentales dans DA. Ici, nous proposons un cadre similaire qui utilise l'équivalent expérimental des concentrations calculées de FP: les examens post-irradiation (PIE). Les données PIE ont été utilisées pour les ajustements des données nucléaires [19, 20], mais jamais pour les exercices et uniquement avec la sensibilité [21] approches. Il est important de prendre en compte les exercices dans l'AD avec les données PIE car les PF sont très sensibles aux exercices et les exercices peuvent avoir de grandes incertitudes.

Le cadre du Plan d'action pour le développement a été mis en œuvre autour du FEM et testé sur CASMO-5M [22] simulations de la campagne expérimentale LWR-Phase II (LWR-P-II) de Proteus [23, 24]. L'expérience et les simulations de celle-ci ont été utilisées pour faire une analyse dynamique des paramètres du modèle du FEM. Ces paramètres de modèle ajustés ont été réutilisés dans le FEM pour créer des données sur les exercices et les covariances ajustées. Enfin, les exercices ajustés ont été à nouveau utilisés dans les simulations CASMO-5M pour évaluer leur effet sur les concentrations de PF prévues. Il est important de noter que ces AF et PF ajustés doivent être considérés comme un étalonnage de l'ensemble de la chaîne de simulation, et non des valeurs fondamentales des AF.

Nous avons appliqué deux méthodes DA: MOCABA (Monte Carlo Bayesian Analysis) [25] et BFMC (Monte Carlo arrière avant) [26]. Approches basées sur la théorie des perturbations du premier ordre [27, 28] n'ont pas été utilisées car ils auraient nécessité un développement approfondi du code pour calculer les coefficients de sensibilité aux exercices. De plus, les simulations de burnup ont un comportement non linéaire et pourraient invalider l'hypothèse de linéarité pour les grandes incertitudes FY. Les FY produits par le FEM peuvent être non gaussiens et se propagent par des calculs de burnup et créent des distributions non gaussiennes dans les concentrations de FP, comme le montre la [figure 1](#). Cependant, avec des paramètres intégraux non gaussiens, MOCABA peut donner des postérieurs biaisés en raison de son hypothèse gaussienne. Dans cette étude, nous appliquons les deux méthodes pour évaluer l'effet de cette non-gaussianité. MOCABA et BFMC sont similaires aux méthodes appliquées précédemment pour les données nucléaires différentielles, qui étaient appelées respectivement UMC-G et UMC-B, dans les références [29, 30], le MOCABA ayant également des parallèles avec FBET [31, 32].

Les données du PIE présentaient un degré élevé d'incohérence entre l'expérience et la simulation; le biais n'a pas été bien expliqué par les incertitudes expérimentales et les incertitudes FY. L'incohérence est importante à prendre en compte dans l'AD. L'application de MOCABA à des ensembles de données intégraux incohérents peut créer des ajustements non physiques. En outre, le BFMC peut produire un ajustement petit à peut-être négligeable lorsqu'il y a une grande incohérence et que l'AD ne serait pas aussi efficace [33]. Nous avons utilisé la technique d'optimisation de la vraisemblance marginale (MLO) [34, 35] pour compenser l'incohérence. Ce point rend ce travail intéressant pour étudier l'effet de MLO: il aide à contraindre les ajustements MOCABA et permet à BFMC de s'ajuster dans une plus large mesure également.

Dans le texte suivant, nous présentons les ajustements des paramètres du modèle GEF réalisés avec MOCABA et BFMC, les données LWR-P-II PIE et les modèles CASMO-5M. Tout d'abord, la [section 3](#) traite de la théorie DA et de la méthode MLO. Ensuite, la [section 4.1](#) détaille les données LWR-P-II PIE et le schéma de calcul pour DA. Les résultats de l'AD sont présentés dans la [section 5](#). Les FY postérieurs, les corrélations FY et les données PIE sont tous étudiés. Les exercices GEF antérieurs et postérieurs sont également comparés à ceux donnés dans JEFF3.3 [36]. Les exercices postérieurs ont été réutilisés dans les simulations CASMO-5M, à la fois avec les données PIE qui ont été utilisées pour ajuster les paramètres du modèle et avec les données PIE qui ne faisaient pas partie de l'ajustement. Nous nous sommes concentrés sur les différences entre les ajustements MOCABA et BFMC ainsi que sur l'effet de l'application de MLO.

D'accord

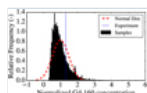


Fig. 1

Histogramme de la concentration de Gd-160 calculée au préalable dans un échantillon de carburant LWR-Proteus Phase II.

## 2 FEM

GEF (Description GE nérale des observables de la F ission) [12, 13] est un modèle semi-empirique conçu pour donner une description complète du processus de fission. Il décrit la formation du noyau du composé excité et tous les processus intermédiaires jusqu'à la formation de deux noyaux séparés lors de la scission. Les développeurs de GEF soulignent qu'il n'est pas destiné à concurrencer les modèles microscopiques. Au lieu de cela, le FEM est conçu pour obtenir les meilleures performances en matière de technologie nucléaire.

sur des abstractions des principales caractéristiques du code. Cela laisse intrinsèquement quelques trous dans la description, mais doit être fait pour la concision de ce document.

Le FEM utilise une approche de Monte-Carlo pour générer, événement par événement, les données des observables de fission. Un événement commence par les paramètres du modèle et l'entrée de l'utilisateur (par exemple les propriétés du noyau excité). Ensuite, le FEM calcule les désintégrations concurrentes du système, où la concurrence se situe entre la fission et l'émission de neutrons / photons / protons. Si la fission est initiée, les propriétés du fragment de fission à la scission sont calculées. Ensuite, la désexcitation des fragments est calculée jusqu'à ce qu'ils atteignent leur état fondamental ou isomérique. Pour radioactifs médécins de famille, le FEM calcule  $\theta$  décroissance et calcule cumulatifs les exercices financiers.

L'un des grands avantages et innovations du FEM est sa capacité à générer des covariances entre les observables de fission, qui n'étaient traditionnellement pas disponibles. Pour ce faire, GEF échantillonne certains des paramètres de son modèle, qui ont été jugés par les développeurs de code comme les plus importants. Pour chaque jeu d'échantillons de paramètres de modèle, le cœur du système de code décrit précédemment est exécuté pour créer un échantillon de FY. À partir de la population des exercices, une matrice de covariance est construite. Le FEM suppose que les paramètres sont normalement distribués et indépendants. L'hypothèse d'indépendance est basée sur le fait qu'une corrélation supplémentaire est introduite lorsque toute la distribution FY est normalisée [37]. Parce que le FEM a été conçu pour inclure l'échantillonnage, il peut être intégré de manière transparente dans MOCABA et BFMC.

Les paramètres du modèle échantillonnés dans le FEM et leurs moyennes et écarts types sont indiqués dans le [tableau 1](#). Ces valeurs sont propres à la version GEF2017 / 1.1 du code [38]. Ils sont modifiés avec différentes distributions du FEM à mesure qu'il est modifié et amélioré. Il est important de noter que ce ne sont pas les seuls paramètres du modèle du FEM. Il y a plus de 100 paramètres, y compris des choses comme la courbure de l'énergie potentielle macroscopique. Ceux du [tableau 1](#) ont été jugés les plus importants par les développeurs pour la production de données de covariance.

Le FEM a la capacité programmée pour échantillonner les paramètres de son modèle et estimer les covariances entre les exercices. Malheureusement, cette option ne préserve pas les exercices financiers de chaque échantillon aléatoire, elle ne renvoie que les exercices financiers moyens et leurs covariances. En d'autres termes, GEF ne produit pas automatiquement la distribution des exercices, seulement leurs deux premiers moments. La distribution est intéressante pour cette étude car elle n'est pas gaussienne. Pour avoir accès à la distribution, le code GEF a été modifié afin de donner les exercices pour chaque échantillon. Il s'agit d'un élément important de cette étude et il est à nouveau souligné: les exercices pour CASMO-5 n'ont pas été échantillonnés à partir de matrices de covariance, mais ont plutôt été générés directement à partir de l'échantillonnage des paramètres du modèle FEM. Par conséquent, les matrices de covariance n'ont été utilisées à aucun moment de l'assimilation;

**Tableau 1** Moyennes et écarts types des paramètres du modèle FEM dans GEF2017 / 1.1 [38].

### 3 Théorie de l'assimilation des données

DA incorpore des preuves expérimentales, de manière bayésienne, pour lutter contre le biais et l'incertitude d'un paramètre intégral simulé [33]. On suppose que le biais et l'incertitude sont causés par les incertitudes épistémiques des données nucléaires, qui se propagent à travers un code jusqu'au paramètre intégral calculé [39]. DA ajuste les données nucléaires, et réduit ainsi le biais et l'incertitude des simulations, d'une manière qui reflète les connaissances supplémentaires des expériences intégrales.

D'accord

Dans notre cadre, nous ajustons les paramètres du modèle dans GEF avec DA. Le FEM suppose a priori que les paramètres du modèle,  $\sigma$ , suivent la fonction de densité de probabilité indiquée dans l'équation (1).  $p(\sigma)$  a des valeurs moyennes données par le vecteur  $\sigma_0$  dont la taille est  $N_\sigma \times 1$  et où  $N_\sigma$  est le nombre de paramètres du modèle. La distribution est décrite par la matrice de covariance  $M_\sigma$  dont la taille est  $N_\sigma \times N_\sigma$ . Dans le FEM, les  $\sigma$  sont supposés indépendants, c'est-à-dire  $M_\sigma$  est une matrice diagonale, et d'avoir une distribution gaussienne.

$$p(\sigma) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(\sigma - \sigma_0)^T M_\sigma^{-1}(\sigma - \sigma_0)\right].$$

(1)

Les données expérimentales PIE,  $E$ , sont utilisées dans une fonction de vraisemblance  $\mathcal{L}(E|\sigma)$ , qui reflète la probabilité de mesurer un  $E$  spécifique des paramètres de modèle  $\sigma$ . La performance est l'accord entre les données PIE qui sont calculées avec les FY et les données expérimentales PIE.  $E$  est un vecteur de taille  $N_E \times$

Avec cet a priori et la vraisemblance, la distribution des paramètres du modèle postérieur,  $p(\sigma' | E)$ , est donnée par l'équation (2). Les méthodes d'AD utilisées dans cette étude estiment la distribution a posteriori maximale avec deux approches différentes, qui sont décrites dans les sections suivantes.

$$p(\sigma' | E) \propto \mathcal{L}(E|\sigma)p(\sigma). \quad (2)$$

### 3.1 Analyse bayésienne de Monte Carlo (MOCABA)

La méthode MOCABA DA trouve la distribution a posteriori maximale en supposant que l'a priori et la vraisemblance sont des PDF gaussiens multivariés. Cela crée un a priori conjugué et permet une solution analytique de l'équation (2). Alors que la référence [25] indique qu'une transformation de variable inversible pourrait être utilisée pour traiter des PDF non gaussiens, cette technique n'a pas été suivie et la méthodologie standard de MOCABA la plus couramment rencontrée dans la littérature a été utilisée. L'équation (3) donne  $\mathcal{L}(E|\sigma)$  une distribution gaussienne multivariée. Dans ce qui suit,  $C(\sigma_0)$  est la fonction qui relie l'espace d'entrée (paramètres du modèle GEF) à l'espace de sortie (les données PIE). Pour cette application,  $C(\sigma_0)$  est le code GEF qui crée les FY et le code de transport de neutrons qui prend les FY pour calculer les concentrations de FP.  $C(\sigma_0)$  est un vecteur dont la taille est une  $N_E \times 1$ . Il est également supposée suivre une distribution gaussienne multivariée avec  $M_C$  étant la matrice de covariance dont la taille est  $N_E \times N_E$ .

$$\mathcal{L}(E|\sigma) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(E - C(\sigma_0))^T M_E^{-1}(E - C(\sigma_0))\right]. \quad (3)$$

Pour trouver les moments de la distribution postérieure, il faut maximiser  $p(\sigma' | E)$ , ce qui équivaut à minimiser son logarithme négatif [40]. La moyenne postérieure des paramètres du modèle,  $\sigma'$ , est l'équation (4) et sa matrice de covariance,  $M_{\sigma'}$ , est l'équation (5). Ici,  $M_{\sigma, C}$  est la matrice de covariance  $\sigma$  et  $C$  dont les dimensions sont  $N_{de} \times N_E$ . Les équations (4) et (5) ont une symétrie avec celles utilisées dans une approche généralisée des moindres carrés linéaires (GLLS) pour l'assimilation des données [40,41]. Dans le cas de GLLS, les termes  $M_C$  et  $M_{\sigma, C}$  sont estimés avec la théorie des perturbations du premier ordre.

$$\sigma' = \sigma_0 + M_{\sigma, C} [M_C + M_E]^{-1} [E - C(\sigma_0)] \quad (4)$$

$$M_{\sigma'} = M_{\sigma} - M_{\sigma, C} [M_C + M_E]^{-1} M_{\sigma, C}^T. \quad (5)$$

$M_C$  et  $M_{\sigma, C}$  dans les équations (4) et (5) sont ensuite estimés avec la méthode de Monte Carlo. Tout d'abord, les paramètres du modèle sont échantillonnés au hasard à partir de leur PDF. Pour chaque échantillon aléatoire,  $\sigma_i$ , une simulation est faite avec lui pour créer une valeur calculée  $C(\sigma_i)$ , ou  $C_i$ . Avec  $N$  échantillons de  $\sigma$ ,  $C_i$  est évalué  $N$  fois pour créer une population de valeurs calculées:  $\{C_1, C_2, \dots, C_N\}$ . Cet ensemble de population est ensuite utilisé pour estimer  $M_C$  et  $M_{\sigma, C}$  avec les équations (6) et (7), où  $\bar{C}$  et  $\bar{\sigma}$  sont les moyennes de population de  $C$  et  $\sigma$ .

D'accord

$$\hat{M}_C = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (C_i - \bar{C})(C_i - \bar{C})^T \quad (6)$$

$$\hat{M}_{\sigma, C} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\sigma_i - \bar{\sigma})(C_i - \bar{C})^T. \quad (7)$$

### 3.2 Monte Carlo en arrière en avant (BFMC)

BFMC prélève des échantillons du précédent et pèse ces échantillons par la probabilité de calculer  $\sigma'$  et  $M_{\sigma'}$ . Avec BFMC, on peut attribuer n'importe quelle distribution antérieure, puis évaluer analytiquement la vraisemblance [42,43]. C'est le principal avantage de BFMC par rapport au MOCABA dans cette application: il peut rendre compte de la non-gaussianité vue sur la figure 1. Lors de l'utilisation de BFMC, un échantillon aléatoire  $\sigma_i$  est d'abord tiré de  $p(\sigma)$ . Il est ensuite utilisé dans  $C(\sigma)$  pour obtenir l'échantillon aléatoire  $C_i$ .

$$\chi_i^2 = (\mathbf{E} - \mathbf{C}_i)^T \mathbf{M}_E^{-1} (\mathbf{E} - \mathbf{C}_i). \quad (8)$$

Chacun  $\chi_i^2$  est utilisé pour calculer un poids,  $w_i$ , pour cet échantillon avec l'équation (9). Des  $\chi_i^2$  valeurs plus petites indiquent un meilleur accord entre E et  $\mathbf{C}_i$  et créent des poids plus grands. Les échantillons avec  $w_i$  plus élevé contribuent davantage aux ajustements de  $\sigma$ , tandis que ceux avec  $w_i$  plus petit contribuent moins. Notez que l'équation (9) utilisée par BFMC est identique à l'équation (3) de MOCABA, c'est-à-dire que les deux supposent une vraisemblance normale multivariée.

$$w_i = \exp(-\chi_i^2/2). \quad (9)$$

Les poids sont ensuite utilisés pour calculer les moyennes pondérées qui sont les moyennes postérieures et les covariances pour  $\sigma$  : équations (10) et (11) pour  $\sigma'$  et  $\mathbf{M}'_\sigma$ .

$$\sigma' = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \times \sigma_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (\text{dix})$$

$$\mathbf{M}'_\sigma = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \times (\sigma_i - \bar{\sigma})(\sigma_i - \bar{\sigma})^T}{\sum_{i=1}^N w_i}. \quad (11)$$

Quand ils  $\chi_i^2$  sont gros, une dégénérescence du poids peut se produire lors de l'application de BFMC. La majorité des poids ont une valeur nulle ou proche de zéro et seuls quelques échantillons contribuent au postérieur. Pour les données PIE de cette étude qui présentent des biais très importants, nous avons constaté que cela se produisait. Leur  $\chi^2$  calculé avec  $\sigma_0$  était de 1250. Pour contrer la dégénérescence du poids, nous avons utilisé la définition du poids de l'équation (12). Chaque  $\chi_i^2$  est normalisé avec le minimum  $\chi^2$ ,  $\chi_{\min}^2$ , de l'ensemble échantillon. Une normalisation similaire a été montrée dans la référence [43] pour améliorer la distribution du poids et le taux de convergence des postérieurs et a été rapporté pour tenir compte des inexactitudes du modèle dans DA. Différentes normalisations ont été utilisées dans plusieurs autres études. La référence [26] a  $w_i = \exp(-(\chi_i^2/\chi_{\min}^2)^2)$  et la référence [42] a  $w_i = \exp(0.5(-\chi_i^2 + \chi_{\min}^2))$ . Nous n'avons pas examiné la différence entre ces variations dans cette étude, mais ce serait une piste intéressante pour des travaux futurs. La MLO, présentée dans la section suivante, peut également être considérée comme une approche pour contrer la dégénérescence du poids.

$$w_i = \exp(-\chi_i^2/\chi_{\min}^2). \quad (12)$$

### 3.3 Optimisation de la vraisemblance marginale

Certaines techniques, mais pas toutes, tiennent compte de l'incohérence en supprimant simplement les paramètres intégraux incohérents de l'AD [27,44]. Ils auraient supprimé jusqu'à 75% des données PIE dans cette étude, ce qui est un gaspillage de ressources car beaucoup de temps a été passé à analyser, modéliser et simuler les expériences. Il est préférable de conserver ces données et de remédier à l'incohérence de manière continue et statistiquement rigoureuse.

D'accord

Nous avons utilisé l'approche de l'optimisation de la probabilité marginale (MLO) pour traiter des données intégrales incohérentes [34, 35, 45, 46]. MLO est une procédure bayésienne empirique qui rééchelonne l'incertitude d'un paramètre intégral afin qu'elle soit alors cohérente. Le principe de MLO est qu'il existe de nombreuses causes d'incompatibilité entre C et E. Elle peut être causée par une sous-estimation des incertitudes des données nucléaires, une incertitude ou une covariance expérimentale non prise en compte, des erreurs de modélisation neutronique, etc. Ces sources de biais inconnues sont prises en compte avec une incertitude supplémentaire qui rend C et E cohérents. L'incertitude ajoutée diminue le  $\chi^2$  ou améliore la cohérence. Chaque incertitude supplémentaire de tous les paramètres intégraux devient une matrice de covariance,  $\mathbf{M}_{\text{supplémentaire}}$ , pour DA. Dans cette étude,  $\mathbf{M}_{\text{supplémentaire}}$  est une matrice diagonale avec des termes non de covariance dont la taille en  $N_E \times N_E$ . La référence [34] explique comment un terme d'erreur entièrement corrélé peut être ajouté si on le souhaite. Dans ce travail, nous supposons que  $\mathbf{M}_{\text{extra}}$  est diagonal et, par conséquent, seuls les termes de variance supplémentaire sont estimés.

(14) est maximisée, ou son logarithme négatif est minimisé, les termes de variance diagonale de  $\mathbf{M}_{\text{extra}}$  étant des hyperparamètres réglables. Nous effectuons la minimisation avec descente de gradient, la condition aux limites étant que les incertitudes ajoutées ne peuvent pas être négatives.

$$\chi^2 = (\mathbf{E} - \bar{\mathbf{C}})^T (\mathbf{M}_{\mathbf{E}} + \hat{\mathbf{M}}_{\mathbf{C}} + \mathbf{M}_{\text{extra}})^{-1} (\mathbf{E} - \bar{\mathbf{C}}) \quad (13)$$

$$p(\mathbf{E}) = \frac{\exp(-\chi^2/2)}{\sqrt{(2\pi)^N \det(\mathbf{M}_{\mathbf{E}} + \hat{\mathbf{M}}_{\mathbf{C}} + \mathbf{M}_{\text{extra}})}} \quad (14)$$

## 4 Méthodes et approche

### 4.1 LWR proteus phase II: données PIE

Les données PIE qui sont les paramètres intégraux de cette étude proviennent de la campagne expérimentale LWR Proteus Phase II (LWR-PII) [23, 24]. Les données intégrales étaient des concentrations de PF dans le combustible usé normalisées à la masse totale d'uranium (tous les isotopes) dans le combustible. Trente-trois concentrations FP d'une variété d'éléments avec des nombres de masse variables (A) ont été utilisées dans l'ajustement.

Les données d'entraînement dans l'AD étaient les concentrations de FP d'un échantillon d' $\text{UO}_2$ , U1, avec un taux de combustion d'environ 38 MWd / kg. Les AF postérieures du FEM ont de nouveau été utilisées dans des simulations de U1 pour vérifier s'il y avait une amélioration de ses concentrations de PF prédites par rapport aux précédentes. Nous avons testé les FY postérieurs avec des simulations de deux autres échantillons de carburant: U2 et M1. Cela a quantifié la performance des AF postérieurs pour les systèmes qui ne faisaient pas partie des données d'apprentissage, c'est-à-dire qu'il a testé si les AF postérieurs étaient sur-ajustés à U1. U2 a évalué les performances des FY postérieures sur un autre combustible  $\text{UO}_2$  avec un taux de combustion plus élevé (~ 58 MWj / kg). M1 a testé la façon dont les FY postérieurs ont été extrapolés au combustible MOX (~ 21 MWj / kg) plutôt qu'à l' $\text{UO}_2$ .

En examinant les données expérimentales originales de 2000 à 2004, nous avons reconstruit les covariances entre les concentrations mesurées de PF qui n'étaient pas disponibles dans la documentation officielle. Les mesures ont consisté à dissoudre les échantillons de carburant dans  $\text{HNO}_3$  et le résidu de cette dissolution dans un mélange HCl /  $\text{HNO}_3$ . Les solutions ont ensuite été utilisées avec une combinaison de chromatographie liquide haute performance (HPLC) et d'un spectromètre de masse à plasma à couplage inductif multicollecteur (MC-ICP-MS) pour mesurer les concentrations de nucléides. La HPLC a été utilisée pour séparer les éléments chimiques, puis la spectrométrie de masse (MS) a été utilisée pour mesurer les concentrations isotopiques. Certains isotopes qui étaient présents à des concentrations très faibles ont été mesurés avec  $\gamma$  spectrométrie -ray.

Le MS a été étalonné avec des analyses de dilution isotopique (IDA). L'échantillon de carburant avait une quantité inconnue d'élément avec une composition isotopique mesurable. Un échantillon de référence (appelé «pointe») avec une masse d'élément certifiée et une composition isotopique connue a été ajouté. Parce que ces deux échantillons ont été mélangés, la composition isotopique de cet élément a été modifiée. Les nouveaux rapports d'isotopes ont été mesurés dans le mélange. Ensuite, en connaissant les concentrations isotopiques dans l'échantillon de carburant, l'échantillon de pointe (qui a été certifié) et le mélange, et en connaissant la masse de l'échantillon de pointe et la quantité d'échantillon et de pointe mélangée (par pesée), la concentration de l'élément de l'échantillon de carburant peut être calculé.

D'accord

Concernant les incertitudes de ce processus, il y a eu une erreur aléatoire dans les mesures qui résulte de variations imprévisibles ou stochastiques des quantités. Les erreurs systématiques sont restées constantes ou ont varié de manière prévisible au cours d'un certain nombre d'analyses. Par exemple, tous les isotopes d'un élément ont utilisé le même pic. L'incertitude du pic était alors commune à tous les isotopes d'un élément. L'incertitude des compositions élémentaires mesurées était généralement inférieure à 0,1%, mais aurait pu être plus grande pour les isotopes à faible abondance. Cette incertitude a été calculée comme l'écart type de quatre mesures répétées d'échantillons non dopés. Pour les concentrations isotopiques, les incertitudes variaient entre 0,3% et 1%. Les incertitudes provenaient des erreurs statistiques, de la pesée du carburant et des solutions de pointe, et l'incertitude des compositions et des concentrations des matériaux de pointe. L'incertitude de la mesure spectroscopique était de 5-10%.

la masse de l'élément  $j$  (mesurée avec IDA) auquel appartient l'isotope donné par masse totale de carburant (g / g).

$$\epsilon_i = w_i \frac{\eta_j}{U_{\text{tot}}} \quad (15)$$

Les sources d'incertitude des valeurs  $\epsilon$  étant définies, elles ont été utilisées dans l'équation ( 16 ) pour calculer les variances et les covariances de la matrice  $V_{\text{out}}$ . L' équation ( 16 ) est la formule de propagation d'erreur linéaire avec  $J$  étant la matrice jacobienne de premier ordre dérivées partielles de l' équation ( 15 ) et  $V_{\text{en}}$  étant la matrice de covariance de  $w$ ,  $U_{\text{tot}}$ , et  $\eta_j$  valeurs. On a supposé que  $w$ ,  $U_{\text{tot}}$  et  $\eta$  étaient indépendants. De plus, la masse de carburant commune  $U_{\text{tot}}$ , et  $\eta$  annulés dans le numérateur et le dénominateur. Cela signifie que les corrélations entre les valeurs de  $\epsilon$  ont été créées uniquement par les termes communs  $U_{\text{tot}}$  et  $\eta$ .

$$V_{\text{out}} = J^T V_{\text{in}} J \quad (16)$$

Après avoir appliqué cette formulation, la matrice de corrélation peut être trouvée, et est représentée sur la figure 2 pour l'échantillon de carburant U1. Les covariances ont ensuite été utilisées comme  $M_E$  dans les équations DA. Toutes les concentrations mesurées ont un degré de corrélation induit par la normalisation de l'uranium total. Les nucléides d'un élément sont également fortement corrélés par l'utilisation d'un échantillon de référence commun enrichi pendant la chromatographie liquide et la spectrométrie de masse.

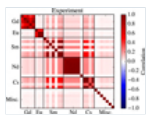


Fig. 2

Corrélations expérimentales entre les produits de fission dans l'échantillon de combustible U1. Les PF divers comprennent Ag-109, Rh-103, Ru-101, Tc-99, Mo-95 et Sr-90.

## 4.2 Approche informatique

CASMO-5M a modélisé les échantillons de combustible LWR-PH et a prédit leurs concentrations de PF après combustion. Nous avons utilisé des modèles de LWR-PH qui sont décrits en détail dans la référence [ 24 ]. CASMO-5M a utilisé la bibliothèque de données nucléaires ENDF-B / VII.1 pour le transport des neutrons [47]. L'outil SHARK-X [48, 49, 50, 51] ont transféré les échantillons FY vers CASMO-5M. GEF2017 / 1.1 [ 38 ] a créé des données FY pour la fission thermique (énergie neutronique incidente,  $E_n$ , de 0,0253 eV) de l'U-235, Pu-239 et Pu-241 et la fission rapide ( $E_n = 500$  keV) de U-238.

Les paramètres du modèle du FEM ont été échantillonnés 10 000 fois à partir de leur PDF. Ensuite, GEF a été exécuté 10 000 fois avec ces échantillons pour créer un ensemble d'échantillons de FY. Chaque essai du FEM a utilisé des événements de fission 2E5. Par la suite, 10 000 simulations CASMO-5M des concentrations de FP de LWR-PH ont été effectuées avec ces exercices. Avec cette distribution et l'ensemble de population de valeurs calculées, les méthodes BFMC et MOCABA ont été appliquées pour mettre à jour les paramètres du modèle du FEM. Avec les paramètres du modèle postérieur, GEF a été ré-analysé 500 fois pour produire 500 échantillons postérieurs pour FY, et finalement CASMO-5M a été ré-exécuté 500 fois avec ces FY postérieurs.

Le Plan d'action pour le développement n'a considéré que les incertitudes provenant des exercices financiers du FEM. Certes, il y avait d'autres incertitudes: les incertitudes des données nucléaires provenant des sections efficaces et d'autres observables de fission, et les incertitudes technologiques associées à l'enrichissement, à la température du combustible, à l'épaisseur de la gaine et à la densité du modérateur. Il était quelque peu arbitraire de n'inclure que les incertitudes FY car SHARK-X aurait pu tenir compte des incertitudes non comptabilisées. Cependant, en définissant les exercices comme la seule source d'incertitude, nous avons isolé leur effet et pouvons nous concentrer uniquement sur eux.

Surtout, les simulations CASMO-5M présentaient des inexactitudes de modèle. Par exemple, l'historique de l'irradiation a été approximé par étapes à l'aide d'un simulateur de noyau nodal avec reconstruction de la puissance des broches. De plus, les modèles étaient en 2D et avaient des conditions aux limites réfléchissantes. De plus, ils ne tenaient pas compte de l'emplacement vertical exact de l'échantillon de combustible sur le crayon de combustible. De plus, CASMO-5M utilisait des chaînes de désintégration simplifiées qui n'avaient pas tous les exercices réalisés par le GEF. Nous avons dû analyser les exercices



Certaines de ces inexactitudes du modèle auraient pu être atténuées avec un code de transport de neutrons de Monte-Carlo. Cela permettrait une représentation complète de la géométrie et de tenir compte de tous les exercices exécutés par le FEM. Le transport de neutrons de Monte-Carlo, bien entendu, présenterait l'inconvénient d'un coût de calcul accru et des études antérieures des échantillons de combustible LWR-PH avec de tels codes [52] n'a pas montré d'amélioration significative du biais par rapport à l'utilisation de CASMO-5. Étant donné que le MOCABA et le BFMC nécessitent de nombreux essais de modèles, les codes de transport de neutrons de Monte-Carlo n'ont donc pas été appliqués.

Les inexactitudes du modèle et les incertitudes manquantes se manifestent par des données intégrales incohérentes, c'est-à-dire des biais qui ne sont pas expliqués par des incertitudes. Les incohérences, si elles ne sont pas prises en compte, peuvent entraîner des ajustements non physiques des paramètres du modèle. Parce qu'il y a tellement de sources possibles de biais et d'incertitude manquante, nous avons utilisé le MLO pour atténuer leur effet sur les ajustements.

Notre cadre d'application de BFMC est résumé ci-dessous,

1. Échantillon des paramètres du modèle GEF.
2. Exécutez GEF avec cet ensemble d'échantillons de paramètres de modèle pour produire un ensemble d'échantillons de FY.
3. Exécutez le modèle CASMO-5M de l'échantillon de carburant U1 avec chaque échantillon FY pour créer des échantillons de concentrations de FP calculées.
4. Utilisez MLO pour tenir compte des incohérences entre l'expérience et le calcul.
5. Calculez les poids avec l'équation (12) et l'ensemble d'échantillons de concentrations de FP calculées, les valeurs moyennes expérimentales et la matrice de covariance expérimentale.
6. Utilisez les poids pour mettre à jour les distributions des paramètres du modèle avec les équations (10) et (11).
7. Rééchantillonnez les paramètres du modèle GEF postérieur et réexécutez GEF pour créer des exercices postérieurs.
8. Exécutez les modèles CASMO-5M avec les FY postérieurs.

Lorsque  $M_{\text{extra}}$  a été calculé avec MLO, il a été incorporé  $\chi_i^2$  comme indiqué dans l'équation (17). Ceux  $\chi_i^2$  ci ont ensuite été utilisés pour calculer les poids avec l'équation (12) et enfin pour mettre à jour les paramètres du modèle FEM.

$$\chi_i^2 = (\mathbf{E} - \mathbf{C}_i)^T (\mathbf{M}_E + \mathbf{M}_{\text{extra}})^{-1} (\mathbf{E} - \mathbf{C}_i). \quad (17)$$

Pour appliquer MOCABA, les étapes 1 à 5 sont identiques à BFMC avec les étapes suivantes suivantes,

6. Estimer  $\hat{\mathbf{M}}_C$  et  $\hat{\mathbf{M}}_{\sigma,C}$  avec les équations (6) et (7), à partir de  $\sigma_j$  et  $C_j$ .
7. L'utilisation  $\hat{\mathbf{M}}_C$  et  $\hat{\mathbf{M}}_{\sigma,C}$  pour mettre à jour les distributions des paramètres du modèle FEM avec les équations (4) et (5) l'addition de la  $M_{\text{supplémentaire}}$  calculé par MLO à  $M_E$ .
8. Rééchantillonnez les paramètres du modèle GEF postérieur et réexécutez GEF pour créer des exercices postérieurs.
9. Exécutez les modèles CASMO-5M avec les FY postérieurs.

D'accord

Les deux méthodes, MOCABA et BFMC, mettent à jour la distribution des paramètres du modèle. Afin de voir l'effet de l'assimilation sur les concentrations calculées de PF et de comparer MOCABA et BFMC, il était nécessaire de rééchantillonner les paramètres du modèle avec  $\sigma'$  et  $\mathbf{M}'_{\sigma}$  et de réexécuter GEF. Cela a créé un ensemble d'échantillons de FY qui a ensuite été utilisé dans CASMO-5M. MOCABA, de par sa nature, donne une distribution postérieure normale multivariée. Pour tester MOCABA, il fallait alors échantillonner ses paramètres de modèle postérieur à partir de distributions normales multivariées. Tous les termes de corrélation apparus dans  $\mathbf{M}'_{\sigma}$  ont été retenus dans l'échantillonnage. Afin de comparer avec MOCABA, nous avons estimé le vecteur moyen postérieur et la matrice de covariance avec les équations (10) et (11), respectivement, pour construire une distribution normale multivariée à partir de laquelle nous avons ensuite rééchantillonné.

## 5 résultats

l'exercice financier qui ont été produits avec les paramètres ajustés du modèle. Là, les exercices GEF sont comparés aux exercices JEFF3.3. Les concentrations postérieures de FP, calculées avec les FY postérieures, sont également présentées. La section 5.3 traite de l'effet de l'utilisation de MLO.

## 5.1 Prior et MLO

Tout d'abord, les étapes 1 à 4 de la section 4.2 ont été effectuées: la distribution préalable des concentrations calculées de PF a été calculée et la MLO a été appliquée. Le biais le plus important, ou  $C/E - 1$ , de toute concentration de PF était de 64% pour Ru-101. La valeur absolue moyenne de tous les biais était de 26%. Les incertitudes créées par les données de l'exercice financier atteignaient 56% pour Gd-160 et étaient en moyenne de 21%. Surtout, certains biais étaient très incohérents, comme pour Rh-103, Ru-101 ou Tc-99.

Nous avons calculé  $\chi^2$  pour mesurer la cohérence de l'ensemble des données PIE. Elle a été définie comme l'équation (18), où  $M_{C_a}$  a été calculée avec l'équation (6). Le  $\chi^2$  par degré de liberté (DoF) était de 38. C'était

loin de la valeur de 1.0 attendue d'autant plus que l'écart-type par DoF ( $\sqrt{2N_E/N_E}$ ) de la distribution  $\chi^2$  est de 0,3.

$$\chi^2 = (\mathbf{E} - \bar{\mathbf{C}})^T (\mathbf{M}_E + \hat{\mathbf{M}}_C)^{-1} (\mathbf{E} - \bar{\mathbf{C}}) \quad (18)$$

Le  $\chi^2$  indique qu'un grand degré d'incompatibilité existe entre C et E. Cette incohérence peut avoir été causée par l'ignorance des sources d'incertitude ou des inexactitudes du modèle dans les simulations. Comme indiqué précédemment, une telle incohérence peut induire des ajustements irréalistes des paramètres du modèle et des exercices dans le MOCABA. Cela peut également entraîner un ajustement marginal avec BFMC. La méthode MLO a été appliquée pour améliorer la cohérence en ajoutant une incertitude supplémentaire aux paramètres intégraux. Les résultats de MLO sont présentés à la figure 3. MLO a ajouté des incertitudes supplémentaires aux isotopes qui ont montré de grands degrés d'incohérence, par exemple Eu-154, Cs-134, Rh-103, Ru-101 ou Tc-99. Le  $\chi^2$ , recalculé avec  $M_{\text{supplémentaire}}$  comme dans l'équation (13), devient 0,7 par DoF. Ce  $\chi^2$  se situe dans l'écart type de la distribution  $\chi^2$  pour 33 DoF.

Rappelons que MOCABA remplace la distribution a priori exacte des observables obtenue en propageant le paramètre distribution a priori par une distribution normale multivariée. Toute non-normalité peut biaiser les ajustements. Nous avons appliqué le test Shapiro - Wilks [53] pour quantifier la probabilité que les distributions C aient été tirées des PDF gaussiens. Il donne une valeur  $p$  qui représente la probabilité d'obtenir une valeur plus extrême de la statistique de test que la valeur réellement obtenue. La valeur  $p$  est alors comparée à un niveau seuil  $\alpha$ . Ici,  $\alpha$  a été choisi égal à 0,05, ce qui signifie que si la valeur  $p \leq 0,05$ , nous avons rejeté l'hypothèse nulle. Nous avons également évalué l'importance de la queue de chaque distribution de C avec l'asymétrie de Pearson. Pour une distribution gaussienne, dont les queues gauche et droite sont symétriques, l'asymétrie est de 0. Une asymétrie positive ou négative indique une asymétrie dans la distribution. Les valeurs de  $p$  et l'asymétrie de chaque C sont données dans la figure 4. Seuls trois PF réussissent le test de Shapiro-Wilks: Nd-146, Nd-145 et Nd-144. Cela signifie que 30 des 33 FP peuvent être classés comme non gaussiens. L'asymétrie permet de montrer quels FP sont les plus non gaussiens, et ce sont les isotopes Gd, Eu et Sm avec Nd-150 et Sb-125.

D'accord

Fig. 3



Biais et incertitudes pour les concentrations FP de U1 après application de MLO. Les valeurs C ont été prises comme la moyenne de la distribution.

Fig. 4



Asymétrie et valeurs  $p$  à partir d'un test de normalité Shapiro-Wilks pour les concentrations FP calculées au préalable de l'échantillon de carburant U1.

## 5.2 BFMC contre MOCABA

Cette section présente les paramètres du modèle postérieur, les FY indépendants et les concentrations de PF calculées à partir du BFMC et du MOCABA. Les exercices financiers ont été produits en exécutant GEF avec les paramètres de modèle ajustés fournis par BFMC et MOCABA. Les FY postérieurs sont comparés aux données

### 5.2.1 Ajustements des paramètres du modèle

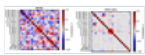
Le [tableau 2](#) donne les ajustements des 21 paramètres du modèle du FEM à l'aide du BFMC et du MOCABA. Leurs erreurs types ont été estimées avec 500 échantillons bootstrap [54] et sont représentés par des intervalles de confiance à 95%. Dans le cas de BFMC, les distributions postérieures peuvent être non gaussiennes. La comparaison de la moyenne et de l'écart-type d'une gaussienne (MOCABA) et non gaussienne (BFMC) peut être trompeuse, mais nous le faisons pour illustrer les différences dans les FY postérieures et les concentrations de FP calculées qui sont présentées dans les sections suivantes. Bon nombre des paramètres du modèle n'ont pas été ajustés de manière statistiquement significative. Celles qui l'ont fait étaient associées aux positions des coques des canaux de fission ( $P\_DZ\_Mean\_S \#$ ), aux courbures des coques ( $P\_Z\_Curv\_S \#$ ), à la contribution rectangulaire à la largeur du canal  $S_2$  ( $P\_A\_Width\_S2$ ), à la courbure de la coquille pour le canal  $S_3$  ( $P\_Shell\_S3$ ) et la polarisation de charge (POLARadd). Parmi les canaux de fission, le  $S_3$  canal avait ses paramètres de modèle ajustés au plus grand degré. Il est à noter que les paramètres du modèle BFMC postérieur avaient des intervalles de confiance plus grands que ceux du MOCABA, qui seront discutés plus en détail ci-dessous. Seul le paramètre  $P\_A\_Width\_S2$  présentait des différences statistiquement significatives entre MOCABA et BFMC.

L'AD a également produit des corrélations entre les paramètres du modèle, qui sont donnés dans la [figure 5](#), qui n'existaient pas dans le passé. Les intervalles de confiance à 95% issus du bootstrap sont également donnés pour chaque coefficient de corrélation. La [figure 5](#) montre de grandes différences entre les matrices MOCABA et BFMC. BFMC montre des degrés d'intercorrélation beaucoup plus grands que MOCABA. Cependant, les intervalles de confiance montrent que les corrélations BFMC présentent également un degré d'incertitude beaucoup plus important. Beaucoup d'entre eux ne peuvent pas être déclarés statistiquement significatifs. Avec MOCABA, certains paramètres du modèle ont développé des corrélations, en particulier les paramètres  $P\_Shell$  et POLARadd.

Des études antérieures [33] ont montré que les effets combinés de la dégénérescence du poids et de la taille trop faible de l'échantillon peuvent créer de grandes incertitudes dans le  $M'_\sigma$  calculé avec BFMC. Le degré de dégénérescence pondérale peut être qualifié en examinant la distribution de poids de l'ensemble d'échantillons. La [figure 6](#) donne la fonction de densité cumulative (CDF) des poids qui ont été calculés avec les 10 000 échantillons et l'équation (12). La figure montre que bon nombre des pondérations étaient, dans la pratique, une valeur nulle. Le CDF, illustré à la [figure 6](#), montre que seulement ~ 1% des poids, ou 100 sur 10 000 échantillons, étaient significativement supérieurs à 0. Bien que cela n'indique pas une dégénérescence totale du poids, cela a provoqué une convergence insuffisante de  $M'_\sigma$  avec BFMC et explique ainsi les grands intervalles de confiance des corrélations qu'il a produites. Dans la [section 5.3](#), nous montrons que le BFMC sans MLO avait des poids plus significatifs et ses moyennes pondérées postérieures étaient plus fortement convergentes. Les corrélations hors diagonales  $M'_\sigma$  diminuent alors.

**Tableau 2** Moyennes antérieures et postérieures et écarts-types des paramètres du modèle du FEM, présentés avec des intervalles de confiance à 95% estimés par échantillonnage bootstrap.

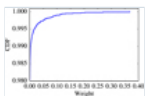
**Fig. 5**



Matrices de corrélation des 21 paramètres du modèle GEF postérieur. Chaque coefficient de corrélation a son intervalle de confiance de démarrage à 95% superposé.

D'accord

**Fig. 6**



CDF de la répartition du poids de BFMC.

### 5.2.2 Ajustements FY

La [figure 7](#) compare les FY indépendantes antérieures et postérieures du Pu-239. Il montre la différence relative entre le antérieur et le postérieur pour les moyennes et les écarts types. En examinant les différences relatives des moyennes, les ajustements d'avant en postérieur sont les plus importants à  $A = 130-160$  et symétriquement à  $A = 80-110$ . Les zones d'ajustement important correspondent aux régions où les données de l'EIP étaient les plus denses; la plupart des concentrations de PF étaient des isotopes de Nd, Eu, Sm et Gd,

incertitudes, nous nous attendons à des désaccords plus importants dans les postérieurs. Revenant aux rendements associés à  $A = 80-160$ , en général, le MOCABA a créé des ajustements plus importants que le BFMC avec des pics à  $A \approx 115$  et  $A \approx 125$ . Ces ajustements ont été significativement affectés par les paramètres du modèle postérieur associés au canal  $S_3$ , comme elle est dominante pour les FY à ces A. La position de la coque pour le canal  $S_3$  a été ajustée de 21% avec MOCABA et de 15% avec BFMC. L'effet de coque du  $S_3$  canal a également vu des ajustements de -2% et -1% avec MOCABA et BFMC, respectivement. Une discussion plus approfondie sur les causes de ces tendances est donnée ci-dessous.

Les écarts-types ajustés avaient des tendances similaires. Premièrement, les réductions d'incertitude étaient les plus importantes à  $A = 135-160$  et symétriquement à  $A = 80-105$ , là où il y avait les données intégrales les plus expérimentales. Pour les postérieurs MOCABA et BFMC, au niveau A correspondant aux centres des différents canaux de fission, il y a eu de fortes réductions de l'incertitude FY. Dans le cas de BFMC, les FY de la région dominée par les canaux  $S_3$  et  $S_4$ , en  $A \approx 110-130$ , augmentation de l'incertitude. En règle générale, pour les cas linéaires et multivariés, nous ne prévoyons aucun changement ou une diminution de l'incertitude après une mise à jour bayésienne. Cependant, le modèle GEF n'est pas linéaire et il y avait des corrélations significatives entre les paramètres du modèle postérieur de BFMC, contribuant à conduire à une augmentation des écarts-types des exercices. Grâce à la corrélation avec P\_Shell\_S3, cette augmentation a conduit à des incertitudes plus importantes dans les exercices à  $110 < A < 130$ . Les exercices U-235, U-238 et Pu-241 ont également montré une augmentation de l'incertitude dans cette région. Encore une fois, pour des rendements très rares, à  $A < 90$  et  $A > 150$ , il y avait plus de désaccords entre MOCABA et BFMC et de grands changements d'incertitudes. Ces ajustements n'étaient pas fiables en raison des statistiques limitées du FEM pour ces exercices.

La figure 8 présente les matrices de corrélation a priori et postérieur pour les FY indépendantes de fission thermique dans Pu-239. La matrice de corrélation antérieure a de grandes corrélations positives (rouge) entre les paires FP. Il a également de fortes corrélations légèrement en dehors de la diagonale principale qui proviennent de FP qui sont dominés par le même canal de fission et sont par conséquent fortement corrélés aux mêmes paramètres du modèle. Les corrélations intra-canal sont également observées entre les bosses légères et lourdes du spectre FY. La matrice présente également de grands degrés d'anti-corrélation (en bleu) entre les canaux de fission. Par exemple, les FY entre le  $S_2$  et le  $S_1$ , et entre le  $S_1$  et le  $S_4$  les canaux montrent une anti-corrélation. En incorporant des données expérimentales, BFMC et MOCABA ont tous deux réduit le degré de corrélation entre les données FY. En grande partie, les tendances des corrélations dans le précédent ont été retenues, seule l'étendue de la corrélation et de l'anti-corrélation a été affectée. Comparé au BFMC, le MOCABA a réduit plus significativement les corrélations, en particulier les termes d'anti-corrélation induits par les canaux de fission  $S_1$  et  $S_4$ , et  $S_3$  et  $S_4$ .

La figure 9 présente les corrélations antérieures et postérieures entre les AF de la fission thermique dans l'U-235 et le Pu-239. Comme GEF a été exécuté avec les mêmes ensembles de paramètres de modèle pour produire les AF de chaque nucléide, leurs données ont été corrélées via les entrées communes. Semblable au comportement décrit précédemment, de grands degrés de corrélation positive sont apparus entre les FY des deux nucléides en raison des influences des mêmes canaux de fission. De même, des canaux de fission concurrents ont créé des anti-corrélations. D'avant à postérieur, les tendances sont similaires: diminution des degrés de corrélation et d'anti-corrélation, le MOCABA diminuant la corrélation dans une plus grande mesure que le BFMC.

D'accord

La figure 10 compare les exercices GEF avec ceux donnés dans JEFF3.3. Les différences relatives sont tracées pour les moyennes FY et pour les écarts types. En général, nous avons observé des différences relatives des valeurs moyennes de -40 à +40%. Le plus grand accord amélioré s'est produit à  $85 < A < 95$  et  $135 < A < 150$ . Ces améliorations peuvent être liées à l'endroit où les données expérimentales ont été concentrées. Environ 70% des données intégrales avaient  $A > 135$ . Avec une grande concentration de preuves dans ce domaine, les ajustements y étaient les plus significatifs. Les incertitudes antérieures du FEM avaient tendance à être plus importantes que celles de JEFF3.3. Comme pour les moyennes, les réductions d'incertitude étaient les plus importantes à  $85 < A < 95$  et  $135 < A < 150$ , où les données PIE étaient les plus denses. Le MOCABA a produit des incertitudes plus petites que BFMC qui étaient plus proches de celles de JEFF3.3.

Le tableau 3 donne la comparaison illustrée à la figure 10 résumé sur l'ensemble des données indépendantes de l'exercice financier pour la fission thermique du Pu-239, U-235 et Pu-241 et la fission rapide de l'U-238. Dans JEFF3.3 sont donnés pour une énergie neutronique de 400 keV, alors que GEF a été exécuté pour une énergie neutronique de 500 keV. Pour la différence relative des exercices financiers moyens, la moyenne de la valeur absolue des différences relatives a été prise. Dans le cas du Pu-239 et du Pu-241, il y a eu une amélioration de l'accord entre les exercices GEF et JEFF3.3. Pour les moyennes, il n'y avait pas de différences significatives entre les postérieurs MOCABA et BFMC. Le MOCABA a procédé à des réductions d'incertitude

Il est à noter que le FEM a produit des incertitudes 160% plus grandes pour l'U-235, par rapport à JEFF3.3. Cela est dû à la conception du FEM et à la qualité et à l'abondance des exercices expérimentaux U-235. Le FEM a été conçu pour être aussi général que possible: un modèle et un ensemble de paramètres de modèle prédit avec une bonne précision les observables de fission d'isotopes comme l'U-235, ou des isotopes moins fréquemment rencontrés comme le Bk-230 ou le Fm-256. Pour cette généralité, le FEM sacrifie une certaine précision pour un isotope comme l'U-235, qui est très bien caractérisé par des données expérimentales. Les JEFF3.3 FY, qui profitent de cette grande quantité d'expériences U-235 de haute qualité, ont de faibles incertitudes rapportées.

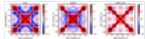
L'accord dégradé des FY de l'U-235 n'a pas encore été complètement expliqué par les auteurs. Cela peut être dû en partie au fait que lorsque les paramètres du modèle FEM ont été définis pour la première fois par les développeurs, c'est-à-dire lors de l'évaluation des paramètres du modèle antérieur, ils ont utilisé une grande quantité de données U-235 de haute qualité. Lorsque nous avons incorporé les données PIE, nous avons perdu une partie de l'étalonnage en U-235 afin d'améliorer les données FY de Pu-239, Pu-241 et U-238. Alternativement, la dégradation peut être simplement un effet statistique. Toutes les données de l'exercice, en moyenne, ont vu un accord amélioré entre le FEM et les bibliothèques de données nucléaires. Bien que ce soit le cas *en moyenne*, certaines données peuvent avoir empiré. Étant donné que, pour l'U-235, la différence relative de JEFF3.3 par rapport au FEM n'a augmenté que de + 4% et + 2% avec le MOCABA et le BFMC, respectivement, ces données pourraient être statistiquement malchanceuses qui ont empiré. Compte tenu de la complexité de l'ensemble de données, il n'a pas encore été possible de tirer une conclusion définitive sur les U-235 FY. Des études futures avec différents échantillons de combustible, peut-être avec des taux de combustion inférieurs pour souligner la fission de l'U-235, apporteraient des éclaircissements.

Fig. 7



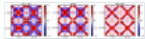
Différences relatives dans les moyennes et écarts types relatifs des AF indépendants du Pu-239.

Fig. 8



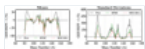
Corrélations entre les exercices indépendants du Pu-239.

Fig. 9



Corrélations entre les exercices indépendants du U-235 et du Pu-239.

Fig. 10



Différences relatives entre GEF et JEFF3.3 des moyennes et des écarts types des exercices indépendants du Pu-239.

D'accord

Tableau 3 Comparaison des exercices indépendants du FEM (antérieurs et postérieurs) à JEFF3.3.

### 5.2.3 Concentrations de FP postérieures

Nous commençons par la façon dont les exercices postérieurs se sont comportés dans les simulations CASMO-5M de l'échantillon de carburant U1, qui étaient les données de formation utilisées pour ajuster les paramètres du modèle GEF. Les biais antérieurs et postérieurs des concentrations de FP sont présentés dans la [figure 11](#). La valeur absolue moyenne du biais antérieur était de 26% et l'incertitude moyenne des concentrations de PF calculées était de 21%. Avec les exercices BFMC, la valeur absolue moyenne du biais était de 15% et l'incertitude des valeurs postérieures calculées était de 14%. Pour le MOCABA, la valeur absolue moyenne du biais était de 14% et l'écart type moyen des concentrations postérieures de FP était de 14%.

Ensuite, nous examinons les performances des exercices ajustés pour estimer les concentrations de PF qui ne faisaient pas partie des données d'entraînement, c'est-à-dire les concentrations de PF provenant de différents échantillons de carburant. Ces échantillons de combustible sont  $UO_2$  (U2) et MOX M1, dont les

valeur absolue des biais et les écarts-types relatifs des valeurs calculées ont été moyennés sur toutes les données. Pour tous les échantillons de carburant, le biais s'est amélioré d'avant en postérieur. De plus, les FY postérieurs du MOCABA ont amélioré le biais dans une plus large mesure que les FY BFMC. De même, les trois échantillons de carburant avaient l'incertitude associée à leurs valeurs calculées réduite d'avant en postérieur. Le MOCABA a réduit l'écart-type relatif dans une plus large mesure que le BFMC. À partir de ces résultats, nous pouvons conclure que l'ajustement n'était pas sur-ajustement car il y avait une performance similaire pour U2 et M1. Pour les trois échantillons de carburant, les écarts-types postérieurs moyens étaient inférieurs à la précision cible définie par la NEA de 20%, bien que certains isotopes comme le Gd-160 dépassaient toujours cette valeur.

Fig. 11



Biais antérieurs et postérieurs des concentrations PF de l'échantillon de carburant U1.

**Tableau 4** Valeur absolue moyenne du biais et écart-type relatif moyen des concentrations de nucléides calculées postérieures. Les valeurs  $C$  utilisées dans l'estimation du biais ont été calculées comme la moyenne de la distribution éventuellement non gaussienne.

### 5.3 Effet du MLO

Dans cette section, nous présentons les paramètres ajustés du modèle, les FY postérieurs et les concentrations de FP calculées postérieures lorsqu'ils ont été calculés sans incertitudes supplémentaires MLO, en utilisant à la fois BFMC et MOCABA. Ces résultats sont comparés à ceux de la section précédente où MLO a été utilisé. Les postérieurs sont comparés pour évaluer l'effet que MLO a eu sur les ajustements et pour étudier l'importance de tenir compte des incohérences des données intégrales.

#### 5.3.1 Paramètres du modèle postérieur

Le [tableau 5](#) donne les paramètres du modèle postérieur lorsque BFMC et MOCABA ont été utilisés sans appliquer MLO. Le tableau montre quelques différences claires par rapport au [tableau 2](#) qui sont statistiquement significatives en termes d'intervalles de confiance à 95% estimés par bootstrap. Avec BFMC, seuls pour les paramètres  $P\_DZ\_Mean\_S1$  et  $POLARadd$ , ces différences, tant pour les moyennes que pour les écarts types, peuvent être considérées comme statistiquement significatives dans les intervalles de confiance à 95%. En revanche, MOCABA a montré des différences significatives entre les moyennes et les écarts types de nombreux paramètres du modèle. Lorsque MLO n'était pas utilisé, ils avaient tendance à être plus petits que lorsque MLO était utilisé, par exemple pour  $P\_DZ\_Mean\_S1$ ,  $P\_DZ\_Mean\_S2$ ,  $P\_A\_Width\_S2$ ,  $P\_Shell\_S3$  et  $POLARadd$ . Cela montre comment MLO a limité les réductions d'incertitude des paramètres du modèle en présence de données PIE incohérentes.

La [figure 12](#) donne les matrices de corrélation postérieure des paramètres du modèle lorsque MOCABA et BFMC ont été appliqués sans utiliser MLO. Ces matrices doivent être comparées à celles présentées précédemment dans la [figure 5](#). Pour le MOCABA, il n'y avait pas de grandes différences entre les corrélations lorsque la MLO était et n'était pas appliquée. Les matrices de corrélation modèle-paramètre BFMC ont montré de grandes différences: les grands degrés de corrélation et d'anti-corrélation observés dans la [figure 5](#) ne sont pas présents dans la [figure 12](#). Les intervalles de confiance à 95% estimés par bootstrap étaient également plus petits lorsque la MLO n'était pas appliquée. Pourtant, les intervalles de confiance de BFMC étaient plus grands que ceux de MOCABA, indiquant un résultat moins convergé.

D'accord

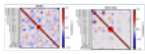
Cette différence entre les corrélations postérieures de BFMC avec et sans MLO nécessite d'examiner les distributions de poids des deux ensembles de données. La [figure 13](#) donne les CDF des distributions de poids pour les deux exécutions BFMC. Là où auparavant seulement ~ 1% des poids de BFMC avec MLO étaient significativement supérieurs à 0, lorsque MLO n'était pas appliqué ~ 10% des poids étaient significativement supérieurs à 0. Les différentes distributions de poids sont liées à la façon dont  $M_{extra}$  affectait BFMC. MLO a ajouté des incertitudes supplémentaires qui ont rendu tout  $\chi^2$  plus petit. Avec 10 000 échantillons aléatoires, la moyenne de la population  $\chi^2$  par DoF calculée sans MLO, ou avec l'équation ( 8 ), était de 1,1E5. Avec MLO, ou en utilisant l'équation ( 17 ), il était de 4,8E3.

Tout d'abord, nous voyons pourquoi la définition du poids de l'équation ( 9 ) n'a pas fonctionné pour cet ensemble de données: avec et sans MLO, il n'y a pas eu de dispersion des poids conduisant à une dégénérescence des poids, c'est-à-dire que tous les poids ont une valeur nulle. Deuxièmement, nous avons observé que MLO abaissait les  $\chi^2$  valeurs et diminuait par la suite la dispersion des poids, ce qui conduisait

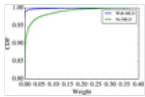
Le minimum  $\chi^2$  par DoF sans MLO, ou avec l'équation ( 8 ), était de 2,6E3. Avec MLO, ou équation ( 17 ), il était de 1,4E1. Sans utiliser MLO,  $\chi^2_{\min}$  était plus grand et, par conséquent, le terme de normalisation était plus grand. Cela a déplacé tous les poids dans les distributions vers des valeurs plus grandes quand  $\chi^2_i/\chi^2_{\min}$  a ensuite été multiplié par -1 et mis dans une exponentielle. Par conséquent, plus de poids avaient des valeurs plus élevées, conduisant à une moyenne pondérée postérieure plus convergente. Il est important de mentionner que la dégénérescence du poids et le manque de convergence sont avant tout des caractéristiques de la procédure d'échantillonnage et non du modèle statistique sous-jacent ou du fait que le modèle physique est déficient ou non.

**Tableau 5** Moyennes antérieures et postérieures et écarts types des paramètres du modèle du FEM sans utiliser MLO. Les intervalles de confiance à 95% qui ont été estimés avec un échantillonnage bootstrap sont indiqués.

**Fig. 12**



Corrélations entre les paramètres du modèle lorsque MLO n'est pas utilisé. Chaque coefficient de corrélation a son intervalle de confiance de démarrage à 95% superposé.



**Fig. 13**

CDF des distributions de poids de BFMC lorsque le MLO était et n'a pas été appliqué.

### 5.3.2 FY postérieurs

La figure 14 examine les différences relatives entre les FY moyens antérieurs et postérieurs du Pu-239 lorsque la MLO a été et n'a pas été appliquée. L'incertitude MLO ajoutée est indiquée en rouge sur les figures. La taille des points rouges est proportionnelle à l'asymétrie de la concentration de FP calculée correspondant à ce nombre de masse. Considérons d'abord les FY BFMC où se trouvent deux régions où le postérieur avec et sans MLO était significativement en désaccord: à  $150 < A < 160$  (et le côté opposé de la distribution FY de cette région à  $80 < A < 90$ ), et à  $100 < A < 140$ . La majorité des données expérimentales concernaient A entre 140 et 160, c'est-à-dire les isotopes de Gd, Eu, Sm et Nd. Lorsque la MLO a été appliquée, bon nombre de ces données présentaient de fortes augmentations de l'incertitude, jusqu'à des écarts-types de 20%. Avec une incertitude accrue, ils ont moins influencé l'ajustement. Ceci est mis en évidence par les différences relatives de la figure 14 à  $150 < A < 160$  étant plus petites (dans un sens absolu) lorsque MLO a été utilisé.

Les exercices financiers du MOCABA présentaient des désaccords beaucoup plus importants lorsqu'ils étaient calculés avec et sans MLO. Les désaccords sont particulièrement importants à  $A = 80-90, 110-130$  et  $150-160$ . Dans ces régions, les ajustements pour lesquels la MLO n'était pas appliquée étaient beaucoup plus importants. Comme la plupart des données de l'exercice financier ont été affectées, ce résultat devrait être traçable aux paramètres du modèle dans le FEM. Les paramètres du modèle postérieur étaient assez différents lorsque MOCABA était utilisé avec et sans application de MLO. Ces différences étaient particulièrement importantes pour P\_DZ\_Mean\_S1, P\_A\_Width\_S2, HOMPOL et POLARadd.

D'accord

Les mêmes graphiques peuvent être répétés pour la différence relative entre les écarts-types des exercices GEF antérieurs et postérieurs, comme le montre la figure 14. À partir du BFMC, les écarts-types postérieurs avaient tendance à être plus petits lorsque la MLO était appliquée. Lorsque  $\chi^2$  est plus grand, BFMC donne des incertitudes postérieures plus proches de l'a priori. Lorsque le MLO a abaissé  $\chi^2$ , cela a permis de réduire davantage l'incertitude. BFMC a montré précédemment une augmentation de l'incertitude à  $110 < A < 130$  lorsque MLO a été utilisé. On a émis l'hypothèse que cette augmentation était causée par des augmentations de l'incertitude de P\_Shell\_S4 et par de grandes corrélations positives entre P\_Shell\_S3 et d'autres paramètres. Lorsque MLO a été appliqué, il n'y avait pas d'augmentation de l'écart-type de P\_Shell\_S4, où auparavant il augmentait d'un a priori de 0,05 MeV à un postérieur de 0,070 MeV. De plus, les matrices de corrélation postérieure présentées à la figure 12 ont montré que les corrélations étaient plus faibles lorsque la MLO n'était pas utilisée, en raison d'une convergence accrue, ce qui a conduit à une diminution de l'incertitude. Là encore, la réduction de l'incertitude était la plus importante dans les zones les plus denses des données EIP.

Contrairement à BFMC, l'application de MOCABA avec MLO a permis de produire des écarts-types plus petits, par rapport à la précédente, que de ne pas l'appliquer. À  $A > 150$  et entre 115 et 120, il y a eu une

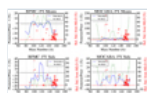
augmentations d'incertitude et des changements dans les écarts-types des paramètres du modèle. Nous émettons l'hypothèse qu'elle a été causée par l'étape d'inférence bayésienne et la propagation de l'incertitude avec deux modèles différents: une distribution normale multivariée et le modèle de physique exact (GEF), respectivement. Parce que nous avons construit le  $\chi^2$  a priori comme une matrice de covariance d'un échantillon de calculs de modèle, utilisé cette matrice pour mettre à jour les paramètres,

MOCABA a été effectué dans une plus large mesure que BFMC par l'application de MLO. Ceci est lié à deux caractéristiques de l'ensemble de données: le degré élevé d'incohérence et l'asymétrie des concentrations de PF. MOCABA ajustera  $\sigma$  quel que soit le degré de cohérence des données intégrales. De grandes incohérences (c'est-à-dire un grand  $\chi^2$ ) entraînent de grands ajustements de  $\sigma$  pour ajuster C et E, même si les différences entre les deux ne sont pas causées par l'incertitude d'entrée mais par les imprécisions du modèle. Lorsque MLO n'était pas appliqué, le MOCABA a créé de grands ajustements des paramètres du FEM qui n'étaient pas basés sur la physique, en surajustant en fait les paramètres du modèle à E. Pendant ce temps, BFMC, en revanche, a un mécanisme d'auto-correction par la normalisation par le minimum  $\chi^2$  où de grandes incohérences atténuent la taille de l'ajustement. Pour cette raison, MLO avait moins d'effet sur BFMC parce que, dans un sens, l'incohérence était deux fois par MLO et par la normalisation  $\chi^2$ .

Simultanément, il y avait l'effet de l'asymétrie sur l'hypothèse gaussienne de MOCABA où, pour le C non gaussien, MOCABA est une estimation biaisée de la distribution postérieure et le biais des attentes des paramètres postérieurs a été en outre augmenté. Lorsque la MLO a été appliquée, elle a ajouté des incertitudes à de nombreuses données avec une grande asymétrie, comme Gd-160, et a changé l'importance de ces données dans l'ajustement. En diminuant l'importance de ces données avec une grande asymétrie, MLO a limité le biais introduit par l'hypothèse gaussienne du MOCABA. Pendant ce temps, BFMC peut expliquer la non-gaussianité et l'importance modifiée des données fortement biaisées n'avait pas d'importance.

Avec cet ensemble de données, il est difficile de séparer les effets de chevauchement de l'incohérence et de la non-gaussianité. Les deux devraient affecter MOCABA, mais à un degré inconnu. Des études futures devraient être construites pour séparer les deux effets. Un ensemble de données très incohérent et gaussien déterminerait si c'est MLO qui a causé le comportement observé. Un autre ensemble de données non gaussien mais cohérent déterminerait si c'est l'asymétrie qui a causé le comportement observé.

Fig. 14



L'échelle des y de gauche montre les différences relatives entre les moyennes antérieures et postérieures et les écarts-types relatifs (par rapport à leurs moyennes en perspective) FY de Pu-239 calculés lorsque MLO était et n'a pas été utilisé. L'échelle y droite (en rouge) montre l'écart-type relatif ajouté aux données PIE par MLO, la taille du point rouge étant proportionnelle à l'asymétrie du PDF de la valeur calculée.

### 5.3.3 Concentrations de FP postérieures

Les exercices financiers à partir desquels la MLO n'a pas été appliquée ont également été utilisés dans CASMO-5M. La figure 15 compare leurs biais postérieurs et leurs incertitudes. La section 5.3.2 a montré peu de différences significatives entre les FY postérieures BFMC lorsque la MLO était ou non appliquée. Les seules différences significatives se situaient autour de  $A \approx 115$  et  $A \approx 125$ , et à  $A > 150$ , qui se reflètent dans les biais postérieurs. Deux isotopes sont déterminés par les FY à  $A \approx 115$  et  $A \approx 125$ : Sb-125 et Ag-109. Lorsque MLO a été appliqué avec BFMC, les biais se sont améliorés de 24% à 7,3% pour Sb-125, et de 36% à 30% pour Ag-109. En revanche, sans application de MLO, les biais se sont aggravés à 34% et 50% pour Sb-125 et Ag-109, respectivement. La figure 15 démontre que MLO a également contribué à créer de plus petits biais pour les isotopes Gd et Eu. Ce résultat est également montré dans les FY postérieurs, où à  $A > 150$  ils présentaient des différences plus significatives. La section 5.3.2 a également montré qu'il y avait de grandes différences entre les données postérieures du MOCABA FY lorsque la MLO était et n'était pas appliquée. Ces différences sont également reflétées dans la figure 15. Les biais postérieurs des isotopes Sm, Nd et Cs ont été particulièrement affectés par ces différences en FY.

Dans le tableau 6, les biais postérieurs et les incertitudes sont résumés pour toutes les concentrations de PF et pour les échantillons de carburant U1, U2 et M1. Encore une fois, les modèles CASMO-5M de U2 et M1 ont été réexécutés avec les FY postérieurs pour tester les performances et le degré de sur-ajustement des postérieurs. Le biais absolu des concentrations de PF, moyenné sur les 33 données, et l'écart type relatif des



l'application de MLO avec BFMC: cela contrecarre le recul de BFMC vers le précédent avec des ensembles de données incohérents, permettant une meilleure amélioration du biais et une plus grande réduction de l'incertitude. Les biais postérieurs de MOCABA, cependant, ont été extrêmement affectés. Sans appliquer MLO, le biais s'est aggravé à 56%, tandis qu'avec MLO il s'est amélioré à 14%.

Les échantillons de carburant U2 et M2 ont également montré un comportement similaire: de petites différences entre les biais absolus moyens du BFMC et des biais beaucoup plus importants lorsque le MOCABA était utilisé sans MLO. M1 avait également un biais postérieur lorsque MOCABA était utilisé sans MLO qui était plus grand que le précédent. En général, les résultats reflètent ce qui a été observé pour les données de l'exercice: le MLO a significativement affecté les ajustements du MOCABA et a légèrement amélioré les ajustements du BFMC. En ce qui concerne l'écart-type relatif moyen des valeurs calculées postérieures, pour chaque échantillon de carburant et pour BFMC et MOCABA, l'application de MLO a produit des incertitudes plus faibles.

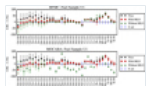


Fig. 15

Biais postérieurs et incertitudes des concentrations de PF obtenues lorsque le MLO a été et n'a pas été appliqué.

Tableau 6 Analyse du biais et de l'incertitude des concentrations postérieures de PF calculées.

## 6. Conclusions

Cette étude a présenté une méthodologie pour ajuster les paramètres du FEM avec des données d'examen post-irradiation. L'objectif était d'améliorer le biais et l'incertitude de la concentration calculée de produits de fission dans le combustible usé. Les paramètres intégraux étaient les concentrations de nucléides qui faisaient partie de l'expérience LWR-Proteus Phase II. Deux méthodes ont été appliquées pour réaliser l'AD: MOCABA et BFMC. Les paramètres du modèle postérieur, puis les FY et les calculs, ont montré un bon accord entre le MOCABA et le BFMC, malgré la non-normalité des réponses calculées. Les FY postérieurs étaient plus fortement d'accord avec les FY de JEFF3.3 que les précédents. Les AF postérieures ont également créé des biais et des incertitudes plus faibles dans les concentrations de produits de fission. Pour les données de formation, le biais absolu moyen du précédent était de 26%. Les biais postérieurs avec MOCABA et BFMC étaient respectivement de 14% et 15%. L'incertitude des calculs est passée de 20% pour le précédent, à 14% avec le MOCABA et le BFMC. Lorsque les AF postérieurs ont été utilisés avec des échantillons de carburant qui ne faisaient pas partie des données d'apprentissage, ils ont également amélioré les biais et réduit les incertitudes. Cela a montré que les rendements de fission n'étaient pas surajustés aux données d'entraînement.

Lorsque MLO n'était pas utilisé, les postérieurs BFMC présentaient de légères différences. MOCABA, en revanche, a montré des différences très significatives. Les tendances des exercices ajustés ont été considérablement modifiées, ce qui a eu un effet délétère sur les biais postérieurs des concentrations calculées des produits de fission. Pour les données d'entraînement, le biais absolu moyen s'est détérioré d'un antérieur de 26% à un postérieur de 56%. Ce résultat était une combinaison du degré accru d'incohérence des données intégrales sans utiliser MLO, et de l'importance accrue de l'asymétrie des valeurs calculées. Ces problèmes ne se sont pas produits avec BFMC car il explique l'incohérence avec sa normalisation de poids et parce qu'il peut gérer la non-normalité. L'application de MLO a aggravé la distribution du poids, et donc la précision statistique, des postérieurs du BFMC. cependant,

D'accord

Les travaux futurs devraient se concentrer sur l'élargissement de l'ensemble de données expérimentales à utiliser pour l'ajustement. Les ajustements les plus importants au cours des exercices ont été effectués dans les zones présentant la plus forte densité de données expérimentales. Les FY Pu-239 et Pu-241 ont été majoritairement améliorés, par comparaison avec JEFF3.3, tandis que l'U-235 a été légèrement ajusté. Avec un ensemble de données expérimentales différent, les FY de l'U-235 pourraient être ciblés plus précisément. La base de données SFCOMPO [55, 56] pourrait être utilisée pour trouver plus de données d'examen post-irradiation. Les méthodes présentées dans ce travail pourraient également être utilisées pour apporter des ajustements de haute qualité aux données de l'exercice. Pour cela, il serait préférable de ne pas utiliser les données PIE mais plutôt des expériences «propres» pour éviter les ajustements qui proviennent de biais qui ne sont pas faits par les données nucléaires. Par exemple, des expériences de chaleur de désintégration par impulsions de fission pourraient être utilisées, qui concernent un isotope fissile sans impact d'autres sources (sections efficaces, historique d'irradiation, etc.).

la maintenance du logiciel pour l'outil SHARK-X et a révisé le manuscrit. H. Sjostrand et G. Schnabel ont développé la méthode MLO et préparé un logiciel informatique qui l'a implémentée. D. Rochman et A. Pautz ont exercé des fonctions de conseil scientifique.

## Les références

1. O. Leray et coll., *Ann. Nucl. Energy* **94**, 603 (2016) [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
2. JS Martinez et coll., *Nucl. Fiches techniques* **118**, 480 (2014) [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
3. R. Mills, *Nucl. Fiches techniques* **118**, 484 (2014) [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
4. H. Sjöstrand et coll., *Nucl. Fiches techniques* **118**, 527 (2014) [[Google Scholar](#)]
5. H. Ferroukhi et coll., *Nucl. Fiches techniques* **118**, 498 (2014) [[Google Scholar](#)]
6. O. Leray et coll., *Prog. Nucl. Energy* **101**, 486 (2017) [[Google Scholar](#)]
7. G. Ilas, H. Liljenfeldt, *Nucl. Eng. Des.* **319**, 176 (2017) [[Google Scholar](#)]
8. JJ Herrero et coll., *EPJ Web Conf.* **146**, 09028 (2017) [[Google Scholar](#)]
9. L. Fiorito et coll., *Ann. Nucl. Energy* **88**, 12 (2016) [[Google Scholar](#)]
10. M. Pigni et coll., *Nucl. Fiches techniques* **123**, 231 (2015) [[Google Scholar](#)]
11. N. Terranova et coll., *Ann. Nucl. Energy* **109**, 469 (2017) [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
12. KH Schmidt et coll., *Nucl. Fiches techniques* **131**, 107 (2016) [[CrossRef](#)] [[EDP Sciences](#)] [[Google Scholar](#)]
13. KH Schmidt, B. Jurado, C. Amouroux, Banque de données de l'Agence pour l'énergie nucléaire NEA / DB / DOC (2014) 1 (2014) [[Google Scholar](#)]
14. C. Schmitt et coll., *Phys. Rev. C* **98**, 044605 (2018) [[Google Scholar](#)]
15. KH Schmidt, B. Jurado, *Rép. Progr. Phys.* **81**, 106301 (2018) [[Google Scholar](#)]
16. JC Wagner, Sandia National Laboratory TWP-EBS-MD-000019, Rev. 01 (2007) [[Google Scholar](#)]
17. D. Siefman et al., *EPJ Plus* **130**, 429 (2018) [[Google Scholar](#)]
18. D. Rochman et coll., *Ann. Nucl. Energy* **95**, 125 (2016) [[Google Scholar](#)]
19. T. Frosio et coll., *EPJ Nucl. Sci. Technol.* **4**, 19 (2018) [[Google Scholar](#)]
20. A. Rizzo et coll., *EPJ Nucl. Sci. Technol.* **4**, 47 (2018) [[Google Scholar](#)]
21. G. Palmiotti et coll., *Nucl. Fiches techniques* **123**, 41 (2015) [[Google Scholar](#)]
22. J. Rhodes et al., Studsvik Scandpower, Inc SSP-07/431 (2012) [[Google Scholar](#)]
23. M. Murphy et coll., *Ann. Nucl. Energy* **33**, 760 (2006) [[Google Scholar](#)]
24. P. Grimm et coll., *Prog. Nucl. Energy* **101**, 280 (2017) [[Google Scholar](#)]
25. A. Hoefler et coll., *Ann. Nucl. Energy* **77**, 514 (2015) [[Google Scholar](#)]
26. E. Bauge, S. Hilaire, P. Dossantos-Uzarralde, Actes de ND2007 (2007) [[Google Scholar](#)]
27. M. Salvatores et coll., *Nucl. Fiches techniques* **118**, 38 (2014) [[Google Scholar](#)]
28. D. Siefman et coll., *Ann. Nucl. Energy* **135**, 106951 (2020) [[Google Scholar](#)]
29. R. Capote et coll., *J. ASTM Int.* **9**, 1 (2012) [[Google Scholar](#)]
30. G. Schnabel, thèse de doctorat, Université de technologie de Vienne, Vienne (2015) [[Google Scholar](#)]
31. H. Leeb, D. Neudecker, T. Srdinko, *Nucl. Fiches techniques* **109**, 2762 (2008) [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
32. D. Neudecker, R. Capote, H. Leeb, *Nucl. Instrum. Méthodes Phys. Res. Secte. A* **723**, 163 (2013) [[Google Scholar](#)]
33. D. Siefman, thèse de doctorat, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, Suisse (2019) [[Google Scholar](#)]
34. H. Sjöstrand et al., Actes de WONDER2018 (2018) [[Google Scholar](#)]
35. B. Carlin, T. Louis, *Bayes and Empirical Bayes Methods for Data Analysis*, 2nd edn. (Chapman & Hall / CRC, 2000) [[Google Scholar](#)]
36. AJM Plompen et coll., *Eur. Phys. J. A* **56**, 181 (2020) [[EDP Sciences](#)] [[Google Scholar](#)]
37. K. Kern, thèse de doctorat, Karlsruhe Institute of Technology, Allemagne (2018) [[Google Scholar](#)]
38. KH Schmidt, *GEF2017 / 1.1: Description générale des observables de fission. publié le 24 septembre 2017.*, <http://www.khs-erzhausen.de/GEF-2017-1-1.html> (consulté le 30 mai 2019) [[Google Scholar](#)]
39. D. Rochman et al., *Annals of Nuclear Energy* **112**, 236 (2018) [[Google Scholar](#)]
40. J. Dragt et coll., *Nucl. Sci. Eng.* **62**, 117 (1977) [[Google Scholar](#)]

43. D. Rochman et al., EPJ Plus **133**, 537 (2018) [[EDP Sciences](#)] [[Google Scholar](#)]
44. ML Williams et al., SCALE: A Comprehensive Modeling and Simulation Suite for Nuclear Safety Analysis and Design, ORNL / TM-2005/39, version 6.1 (2011) [[Google Scholar](#)]
45. P. Helgesson, thèse de doctorat, Université d'Uppsala, Suède (2018) [[Google Scholar](#)]
46. G. Schnabel, Actes de M&C 2017 (2017) [[Google Scholar](#)]
47. M. Chadwick et coll., Nucl. Fiches techniques **112**, 2887 (2011) [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
48. W. Wieselquist et al., Science et technologie des installations nucléaires p. 549793 (2013) [[Google Scholar](#)]
49. M. Hursin et al., Actes de PHYSOR2016 (2016) [[Google Scholar](#)]
50. A. Aures et coll., Ann. Nucl. Energy **101**, 262 (2017) [[Google Scholar](#)]
51. M. Hursin et al., Actes de PHYSOR2018 (2018) [[Google Scholar](#)]
52. M. Pecchia et coll., Ann. Nucl. Energy **97**, 153 (2016) [[Google Scholar](#)]
53. S. Shapiro, M. Wilk, Biometrika **52**, 591 (1965) [[Google Scholar](#)]
54. B. Efron, R. Tibshirani, Stat. Sci. **1**, 54 (1986) [[Google Scholar](#)]
55. F. Michel-Sendis et coll., Ann. Nucl. Energy **110**, 779 (2017) [[Google Scholar](#)]
56. I. Gauld et coll., Nucl. Eng. Technol. **49**, 1226 (2017) [[Google Scholar](#)]

Citez cet article comme suit: Daniel Siefman, Mathieu Hursin, Henrik Sjostrand, Georg Schnabel, Dimitri Rochman, Andreas Pautz, Data assimilation of post-irradiation examen data for fission yields from GEF, EPJ Nuclear Sci. Technol. 6 et 52 (2020)

## Tous les tableaux

**Tableau 1** Moyennes et écarts types des paramètres du modèle FEM dans GEF2017 / 1.1 [ 38 ].

[↑ Dans le texte](#)

**Tableau 2** Moyennes antérieures et postérieures et écarts-types des paramètres du modèle du FEM, présentés avec des intervalles de confiance à 95% estimés par échantillonnage bootstrap.

[↑ Dans le texte](#)

**Tableau 3** Comparaison des exercices indépendants du FEM (antérieurs et postérieurs) à JEFF3.3.

[↑ Dans le texte](#)

**Tableau 4** Valeur absolue moyenne du biais et écart-type relatif moyen des concentrations de nucléides calculées postérieures. Les valeurs  $C$  utilisées dans l'estimation du biais ont été calculées comme la moyenne de la distribution éventuellement non gaussienne.

D'accord

[↑ Dans le texte](#)

**Tableau 5** Moyennes antérieures et postérieures et écarts types des paramètres du modèle du FEM sans utiliser MLO. Les intervalles de confiance à 95% qui ont été estimés avec un échantillonnage bootstrap sont indiqués.

[↑ Dans le texte](#)

**Tableau 6** Analyse du biais et de l'incertitude des concentrations postérieures de PF calculées.

[↑ Dans le texte](#)

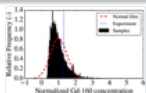


Fig. 1

Histogramme de la concentration de Gd-160 calculée au préalable dans un échantillon de carburant LWR-Proteus Phase II.

[↑ Dans le texte](#)

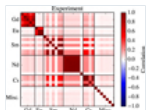


Fig. 2

Corrélations expérimentales entre les produits de fission dans l'échantillon de combustible U1. Les PF divers comprennent Ag-109, Rh-103, Ru-101, Tc-99, Mo-95 et Sr-90.

[↑ Dans le texte](#)



Fig. 3

Biais et incertitudes pour les concentrations FP de U1 après application de MLO. Les valeurs C ont été prises comme la moyenne de la distribution.

[↑ Dans le texte](#)



Fig. 4

Asymétrie et valeurs  $p$  à partir d'un test de normalité Shapiro-Wilks pour les concentrations FP calculées au préalable de l'échantillon de carburant U1.

[↑ Dans le texte](#)

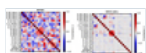


Fig. 5

Matrices de corrélation des 21 paramètres du modèle GEF postérieur. Chaque coefficient de corrélation a son intervalle de confiance de démarrage à 95% superposé.

[↑ Dans le texte](#)

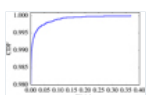


Fig. 6

CDF de la répartition du poids de BFMC.

[↑ Dans le texte](#)

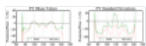


Fig. 7

Différences relatives dans les moyennes et écarts types relatifs des AF indépendants du Pu-239.

[↑ Dans le texte](#)

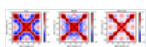


Fig. 8

Corrélations entre les exercices indépendants du Pu-239.

[↑ Dans le texte](#)

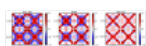
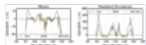


Fig. 9

Corrélations entre les exercices indépendants du U-235 et du Pu-239.

Fig. 10



Différences relatives entre GEF et JEFF3.3 des moyennes et des écarts types des exercices indépendants du Pu-239.

[↑ Dans le texte](#)

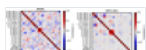
Fig. 11



Biais antérieurs et postérieurs des concentrations PF de l'échantillon de carburant U1.

[↑ Dans le texte](#)

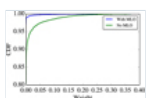
Fig. 12



Corrélations entre les paramètres du modèle lorsque MLO n'est pas utilisé. Chaque coefficient de corrélation a son intervalle de confiance de démarrage à 95% superposé.

[↑ Dans le texte](#)

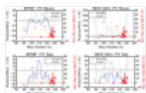
Fig. 13



CDF des distributions de poids de BFMC lorsque le MLO était et n'a pas été appliqué.

[↑ Dans le texte](#)

Fig. 14



L'échelle des y de gauche montre les différences relatives entre les moyennes antérieures et postérieures et les écarts-types relatifs (par rapport à leurs moyennes en perspective) FY de Pu-239 calculés lorsque MLO était et n'a pas été utilisé. L'échelle y droite (en rouge) montre l'écart-type relatif ajouté aux données PIE par MLO, la taille du point rouge étant proportionnelle à l'asymétrie du PDF de la valeur calculée.

[↑ Dans le texte](#)

Fig. 15



Biais postérieurs et incertitudes des concentrations de PF obtenues lorsque le MLO a été et n'a pas été appliqué.

[↑ Dans le texte](#)

D'accord

## Nous recommandons

Propagation d'incertitude pour l'étude de conception du programme expérimental PETALE dans le réacteur CROCUS

Axel Laureau et al., EPJ Nuclear Sci. Technol., 2020

Propagation de l'incertitude basée sur la technique d'échantillonnage corrélé pour les applications de données nucléaires

Axel Laureau et al., EPJ Nuclear Sci. Technol., 2020

Ajustement des données nucléaires basé sur l'interprétation des expériences post-irradiation avec le package DARWIN2.3

Axel Rizzo et coll., EPJ Nuclear Sci. Technol., 2018

Rendements de produit pour la photofission d'actinides de  $^{232}\text{Th}$ ,  $^{234}\text{U}$ ,  $^{237}\text{Np}$  et  $^{239}\text{Pu}$  à diverses énergies de photons incidents

MR Pahlavani et al., Science et techniques nucléaires, 2018

Évaluation des propriétés d'irradiation pour les matériaux de structure de fusion

HE Pei et al., Journal of Materials Engineering, 2018

Simulation de la dynamique de perte de poids humaine à long terme en réponse à une restriction calorique

Guo et al., The American Journal of Clinical Nutrition, 2018

En utilisant ce site, vous acceptez qu'EDP Sciences puisse stocker des cookies de mesure d'audience Internet et, sur certaines pages, des cookies issus des réseaux sociaux. [Plus d'informations et configuration](#)

COSICAF, un outil de simulation de chambre à fission à des fins académiques

Grégoire de Izarra, EPJ Nuclear Sci. Technol.

Sciences, 2018

Analyse coût-efficacité d'un système de surveillance flash de la glycémie pour les patients atteints de diabète de type 1 recevant un traitement intensif à l'insuline en Suède

S Pinar Bilir et coll., Eur. Endocr., 2018

Alimenté par **TREND MD**

Je consens à l'utilisation de Google Analytics et des cookies associés sur le réseau TrendMD (widget, site Web, blog). [Apprendre encore plus](#)

Oui

Non

## EPJ N

Rédacteurs en chef: Gilles Moutiers et Anne Nicolas - [Comité de rédaction](#)

eISSN: 2491-9292

Copyright / Publié par: [EDP Sciences](#)



[Mentions légales](#)

[Contacts](#)

[Politique de confidentialité](#)