

N° d'ordre : 3180

THESE

En vue de l'obtention du : **DOCTORAT**

Structure de Recherche : Equipe des Sciences de la Matière et du Rayonnement

Discipline : Physique

Spécialité : Physique et Instrumentation Nucléaires

Présentée et soutenue le 08/03/2019 par :

Hanane ARAHMANE

Nouvelles approches pour la caractérisation et la discrimination aveugle neutron-gamma par l'application des algorithmes de la factorisation matricielle et tensorielle non-négatives

JURY

Abdel-mjid NOUREDDINE	PES, Université de Strasbourg, Faculté de Physique et Ingénierie, Strasbourg (France)	Président
Rajaa CHERKAOUI El Moursli	PES, Université Mohammed V de Rabat, Faculté des Sciences, Rabat	Directeur de Thèse
El-Mehdi HAMZAoui	Dr. Chercheur, Centre National de l'Energie, des Sciences et des Techniques Nucléaires (CNESTEN), Rabat	Co-Directeur de Thèse
Yahya TAYALATI	PES, Université Mohammed V de Rabat, Faculté des Sciences, Rabat	Rapporteur
Jonathan DUMAZERT	Dr. Chargé d'enseignement à l'Institut National des Sciences et Techniques Nucléaires (INSTN), Institut Laboratoire d'intégration de systèmes et des technologies (List), Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives (CEA), Saclay (France)	Rapporteur
Abdellatif NACHAB	PH, Université Cadi Ayyad de Marrakech, Faculté Polydisciplinaire, Safi	Rapporteur
Naima EL KHAYATI	PES, Université Mohammed V de Rabat, Faculté des Sciences, Rabat	Examinatrice

Année Universitaire : 2018-2019

REMERCIEMENTS- ACKNOWLEDGMENTS

Au nom de dieu clément et miséricordieux,

Je commence par rendre grâce à Dieu et sa bonté, pour la patience et le courage qu'il m'a donné pour arriver à ce stade.

Ce travail s'est déroulé au sein du laboratoire de Physique Nucléaire (LPNR) puis après la restructuration en 2017, dans l'Équipe des Science de la Matière et du Rayonnement (ESMaR).

Toute ma gratitude et ma profonde reconnaissance à ma Directrice de Thèse Madame Rajaâ CHERKAOUI EL MOURSLI, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de Rabat qui m'a orientée et conseillée tout au long de mon travail, qu'elle soit vivement remerciée. Sa lecture attentive de ce document, ses conseils et ses remarques sont judicieux et ont grandement aidé à améliorer ce mémoire. Je la remercie aussi de sa présence parmi le jury de cette thèse.

Ma reconnaissance va aussi au Docteur El-Mehdi HAMZAOUI, Chercheur au Centre National de l'Energie, des Sciences et des Techniques Nucléaires (CNESTEN) de Rabat. C'est une chance pour moi qu'il ait accepté de co-encadrer mon travail. J'ai beaucoup appris auprès de lui. Je le remercie infiniment pour son appui malgré sa nouvelle responsabilité et la surcharge de travail qui en a résulté.

Je tiens particulièrement à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur Abdel-Mjid NOURREDDINE, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté de physique et ingénierie (P&I) de Strasbourg pour m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse malgré ses responsabilités et la surcharge de travail en tant que doyen de la Faculté de Physique et Ingénierie, Université de Strasbourg.

Je tiens aussi à remercier Monsieur Yahya TAYAYLATI, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de Rabat, d'avoir accepté d'être rapporteur de cette thèse. Je le remercie de même que pour sa participation à ce jury.

Ma reconnaissance va aussi au Docteur Jonathan DUMAZERT, chargé d'enseignement à l'Institut National des Sciences et Techniques Nucléaires (INSTN), Institut Laboratoire d'intégration de systèmes et des technologies (List), Commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives (CEA), Saclay pour avoir gentiment accepté la lourde charge de rapporteur de cette thèse et qui, par sa lecture minutieuse et ses remarques, a amélioré la qualité de ce mémoire. Je le remercie aussi de bien vouloir siéger dans le jury.

A Monsieur Abdeltif NACHAB professeur habilité à la Faculté Polydisciplinaire de Safi qui a bien voulu être rapporteur de cette thèse et d'avoir pris de leur temps de repos, pour lire et juger ce travail. Je le remercie de même que pour sa participation à ce jury.

A Madame Naima EL KAYATI professeur l'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de Rabat, je tiens à vous remercier pour m'avoir fait l'honneur qu'il me fait en acceptant d'évaluer ce travail et d'avoir accepté d'être membre de jury de cette thèse.

Je suis très reconnaissant à Monsieur le professeur Abdelhak MAHMOUDI de m'avoir initiée aux bases de l'apprentissage automatique "*Machine Learning*". J'apprécie beaucoup sa contribution à ce travail de thèse.

J'adresse également mes remerciements aux membres des équipes de CNESTEN (par ordre alphabétique): Aziz BEN AHMED, Anass BENCHAFI, Lhachmi EL BADRI, Bilal EL BAKKARI, Ismail MARRHICH et Youssef MESSOUS pour le temps qu'ils ont passé à répondre à mes interrogations. Les discussions techniques sur le contrôle du réacteur, les réglages des électroniques de mesure, sur l'instrumentation nucléaire et la mesure, ont été passionnantes et très enrichissantes. Elles ont beaucoup contribué au développement de mon intérêt pour l'instrumentation nucléaire.

Mes plus sincères remerciements vont à mes professeurs et mes collègues d'équipe des Science de la matière et du rayonnement (ESMaR).

Je terminerai en remerciant les personnes de ma famille, à qui je dois beaucoup.

Tout d'abord ma chère mère Khadouj. Tu as été présente pour moi pendant toutes ces années, tu as beaucoup donné de ta personne pour mon bonheur. Je ne pourrais jamais assez te remercier pour tout ce que tu as fait pour moi. Sans toi, je ne serais jamais arrivée jusque-là. J'espère avoir hérité de ton courage et de ta ténacité. Cette thèse, c'est en grande partie à toi que je la dois.

Bien évidemment, mon frère Abdelghafour et mes sœurs Nadia, Ikram et Aicha ont toujours été à mes côtés durant cette période et apporter la note de joie et de bonne humeur nécessaire. Je voudrais leur exprimer toute ma tendresse.

J'aimerais également exprimer mes plus vifs remerciements à ma chère tante Latifa et mon cher oncle Abderrahman qui m'ont soutenue et encouragée pendant toutes ces années de thèse.

Je ne peux pas oublier de remercier mes chers cousins et chères cousines Amine, Yassine, Lamyae, Ihssane et les petits anges Safae et Marwa.

J'adresse un grand merci à Yann, l'homme qui partage ma vie, je lui dois tant... Il m'a toujours soutenu, encouragé et aidé sans conditions.

Enfin, je voudrais faire un remerciement posthume à mon père adoré Driss (رحمه الله), sans qui ce manuscrit n'aurait probablement pas existé. Bien qu'il soit parti avant de voir ce moment, j'espère vraiment qu'il aurait été fier de sa fille. Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'appréciation, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour toi. Ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand appui et soutien pour mener à bien mes études. Ce travail est le résultat de tes sacrifices pour assurer mon éducation. Tu as été le meilleur père que l'on puisse avoir, et je voudrais te dire que je t'aime et que tu me manques. Je te dédie cette thèse. Puisse Dieu le Tout Puissant t'accueillir en Son Vaste Paradis.

Résumé

L'intérêt de la spectrométrie neutronique s'est accru vue ses applications. Cependant, la présence de rayons gamma constitue un sérieux inconvénient qui entrave la détection des flux de neutrons. La discrimination neutron-gamma est l'un des problèmes majeurs dans le domaine de l'utilisation et de la sûreté des réacteurs nucléaires. Plusieurs méthodes ont été proposées pour résoudre ce problème. Néanmoins, elles sont soit compliquées et coûteuses en calcul, soit la précision de la discrimination reste souvent insatisfaisante lorsque le bruit est élevé.

Ce travail consiste à chercher des solutions qualitatives et quantitatives à ce problème. Nous proposons l'application des méthodes matricielles et tensorielles de séparation aveugle de sources, sous la contrainte de non-négativité, pour l'estimation de vecteur des sources mutuellement indépendantes à partir d'un mélange des signaux.

Le calcul de la fonction d'intercorrélation et la décomposition temps-fréquence permettent de réaliser l'identification et la caractérisation des signaux neutroniques et photoniques et par conséquent d'obtenir une discrimination qualitative.

Afin d'aboutir à une discrimination neutron-gamma quantitative de haute précision, une fusion de données extraites à partir du signal et de l'image de sa décomposition temps-fréquence, a été développée en utilisant un séparateur à vaste marge.

Ce travail a abouti à des résultats prometteurs quant à la discrimination neutron-gamma en temps-réel.

Mots-clefs (5) : Discrimination Neutron-Gamma ; Séparation aveugle des sources (SAS) ; Factorisation Non-négatives des Matrices et des Tenseurs (FNM et FNT) ; Séparateur à Vaste Marge (SVM) ; Spectrométrie neutronique.

Abstract

The interest of neutron spectrometry has grown from the application point of view. However, the presence of gamma radiation has some serious drawbacks that hinder the detection of neutron fluxes. Neutron-gamma discrimination is one of the major problems in the use and safety of nuclear reactors. Several methods have been proposed to solve this problem. Nevertheless, they are both complicated and computationally expensive or they result in a discrimination which the accuracy is often unsatisfactory and becomes even worse with high level noise.

This work involves looking for qualitative and quantitative solutions to this problem. We propose the application of the blind non-negative matrix and tensor factorization methods to recover vector of the mutually independent sources from signals mixtures.

The computation of the cross-correlation function and time-frequency decomposition of the recovered sources allow an identification and characterization of the neutron and gamma signals and thus to achieve a qualitative discrimination.

In order to achieve quantitative neutron-gamma discrimination with high precision, a merging data, extracted from the signal and the image of its time-frequency decomposition, has been developed using a nonlinear support vector machine.

This work has provided promising results while performing real-time neutron-gamma discrimination.

KeyWords (5): Neutron-Gamma Discrimination; Blind Source Separation (BSS); Non-negative Matrix and Tensor Factorization (NMF and NTF); Support Vector Machine (SVM); Neutron spectroscopy.

A mon père,

Driss ARAHMANE (رحمه الله)

(1962- 21Juin 2018)

Table des matières

REMERCIEMENT- ACKNOWLEDGMENT	<i>i</i>
Résumé	<i>iii</i>
Abstract	<i>iv</i>
Table des matières	<i>vi</i>
Liste des figures	<i>ix</i>
Liste des tableaux	<i>xii</i>
Liste des acronymes	<i>xiii</i>
Chapitre 1 : Introduction générale	1
1 Contexte et problématique	1
2 Apport	3
3 Structure du mémoire	4
Chapitre 2 : La mesure des rayonnements	6
1 Introduction	6
2 Interaction neutron-matière	6
2.1 Classifications des neutrons	7
2.2 Diffusion élastique (n, n).....	7
2.3 Diffusion inélastique (n, n')	8
2.4 Transmutation – (n, p) ou (n, α)	9
2.5 Capture radiative – (n, γ).....	9
2.6 Fission	9
2.7 Spallation.....	10
2.8 Section efficace des neutrons	10
3 Interaction photon-matière	12
3.1 Effet photoélectrique	13
3.2 Effet compton	13
3.3 Création de paires électrons-positrons	14
3.4 Section efficace des rayons gamma.....	15
4 Conclusion	15
Chapitre 3 : Techniques de mesures associées: Détecteurs neutroniques	16
1 Introduction	16
2 Chambre à fission	16
2.1 Principe de fonctionnement.....	16
2.2 Caractéristiques de la chambre à fission	17
2.3 Modes de mesures	20
2.3.1 Mode impulsion.....	20
2.3.2 Mode fluctuation (ou Campbelling).....	21
2.3.3 Mode courant.....	22
2.4 Flux neutronique du réacteur TRIGA MARK II	23
2.4.1 Réacteur TRIGA MARK II	23
2.4.1.1 Généralités.....	23
2.4.1.2 Description	23
2.4.2 Chaîne de mesure neutronique	24
2.4.3 Méthodes d'estimation analogique et numérique.....	27
2.4.3.1 Traitement analogique.....	28
2.4.3.2 Traitement numérique	29

3	Scintillateur organique.....	30
3.1	Mécanisme de la scintillation.....	31
3.2	Discrimination neutron-gamma.....	33
3.3	Techniques de la discrimination basées sur la forme d'impulsion	34
3.3.1	Technique de PSD	35
3.3.2	Technique du temps de montée (Rise time)	36
3.3.3	Technique de passage par zéro (Zero-crossing (Z/C))	36
3.3.4	Technique de comparaison de charge (Charge comparison).....	37
3.3.5	Technique d'analyse en gradient d'impulsion (Pulse Gradient Analysis (PGA))	38
3.3.6	Technique de transformées en ondelettes (Wavelet transform).....	38
4	Conclusion.....	40
Chapitre 4 : Méthodes de séparation aveugle des sources.....		42
1	Introduction	42
1.1	Historique.....	42
1.2	Concept et formalisme mathématique de la méthode de séparation aveugle des sources (BSS).....	43
1.3	Utilisation.....	45
2	Factorisation en Matrices Non-négatives.....	45
2.1	Introduction	45
2.2	Formalisme mathématique de la factorisation en matrices non-négatives.....	46
2.3	Utilisation.....	48
3	Factorisation en Tenseurs Nonnégatifs.....	49
3.1	Introduction	49
3.2	Formalisme mathématique de la factorisation en tenseurs non-négatifs.....	49
3.3	Utilisation.....	53
4	Méthodes d'évaluation.....	53
4.1	Le choix d'algorithme de séparation.....	53
4.2	Evaluation de la qualité de séparation.....	53
5	Méthodes de caractérisation.....	54
5.1	Fonction de corrélation.....	54
5.2	Analyse temps –fréquence : Spectrogramme	57
5.3	Analyse temps –fréquence : Transformées en ondelettes.....	57
6	Segmentation d'image: Méthode Otsu	60
7	Conclusion.....	62
Chapitre 5 : Méthode d'apprentissage supervisé: Séparateur à vaste marge		63
1	Introduction	63
2	Concept et formalisme mathématique de la méthode séparateur à vaste marge	63
2.1	Principe de fonctionnement et optimisation de la marge	63
2.1.1	Cas des données linéairement séparable	65
2.1.2	Cas des données non linéairement séparable	66
2.2	Fonctions noyaux	66
2.3	Compromis biais-variance.....	67
2.4	Minimisation du risque structurel et empirique	68
2.5	Validation croisée	69
3	Utilisation	71
4	Conclusion.....	72

Chapitre 6 : Application des méthodes de la séparation aveugle des sources à la caractérisation et la discrimination neutron-gamma: Méthodes matricielle et tensorielle non-négatives	73
1 Introduction	73
2 Choix des algorithmes de NMF et NTF	73
2.1 Cas de la chambre à fission WL-7657.....	73
2.1.1 Application de NMF.....	76
2.1.2 Application de NTF.....	77
2.2 Cas de scintillateur organique stilbène.....	78
2.2.1 Application de NMF.....	79
2.2.2 Application de NTF.....	79
3 Discrimination neutron-gamma par corrélation	80
3.1 Cas de la chambre à fission WL-7657.....	80
3.2 Cas de scintillateur organique stilbène.....	81
4 Caractérisation neutron-gamma selon la représentation temps-fréquence	84
4.1 Caractérisation par spectrogramme	84
4.2 Caractérisation par ondelettes : Transformée en Ondelettes Continue (TOC).....	86
5 Conclusion.....	87
Chapitre 7: Application de séparation à vaste marge à la discrimination neutron-gamma.....	89
1 Introduction	89
2 Binarisation d'image : Méthode d'Otsu.....	90
3 Classifieur SVM non linéaire	91
4 Conclusion.....	93
Chapitre 8 : Conclusion générale et perspectives.....	94
Annexe: Liste des publications et communications.....	96
1 Publications dans des revues internationales à comité de lecture.....	96
2 Communications aux conférences internationales à comité de lecture	97
Bibliographie.....	99

Liste des figures

Figure 2.1.	Diffusion élastique d'un neutron.	8
Figure 2.2.	Diffusion inélastique d'un neutron.	9
Figure 2.3.	Transmutation d'un atome d'oxygène en azote.	9
Figure 2.4.	Capture radiative d'un neutron par un atome d'hydrogène.	9
Figure 2.5.	Fission d'un atome d'uranium.	10
Figure 2.6.	Sections efficaces du neutron pour différentes réactions avec différents noyaux.	12
Figure 2.7.	Exemple de radioactivité gamma.	13
Figure 2.8.	Illustration de l'effet photoélectrique.	14
Figure 2.9.	Illustration de l'effet Compton.	14
Figure 2.10.	Illustration de la création de paires.	15
Figure 2.11.	Sections efficaces macroscopiques des rayons gamma avec le cristal NaI.	16
Figure 3.1.	Schéma général d'une chambre à fission.	17
Figure 3.2.	Caractéristiques courant-tension pour trois flux d'intensité croissante.	19
Figure 3.3.	Circuit de mesure et le principe de fonctionnement de la chambre à fission en mode impulsion.	21
Figure 3.4.	Mode fluctuation.	20
Figure 3.5.	Mode courant.	20
Figure 3.6.	Réacteur TRIGA MARK II.	20
Figure 3.7.	Schéma synoptique d'une chaîne de mesure neutronique.	20
Figure 3.8.	Diagramme de l'électronique de Conditionnement.	20
Figure 3.9.	Schéma du principe de fonctionnement d'un réacteur.	20
Figure 3.10.	Chaînes de mesure neutronique dans TRIGA MARK II.	20
Figure 3.11.	Etapes typiques de traitement du signal analogique impliquées dans l'application temporelle et spectroscopique.	28
Figure 3.12.	Conditionnement du signal neutronique. DN désigne le détecteur neutronique.	29
Figure 3.13.	Schéma des informations fournies par les sorties analogiques du TRIGA MARK II.	29
Figure 3.14.	Diagramme de traitement numérique au TRIGA MARKII.	30
Figure 3.15.	Schéma illustratif du système de surveillance neutronique au TRIGA MARK II avec l'approche proposée pour améliorer ce système.	30
Figure 3.16.	Différentes classes de scintillateurs.	32
Figure 3.17.	Diagramme de Perrin Jablonski de Molécules fluorescentes.	31
Figure 3.18.	Gap des matériaux inorganique.	31
Figure 3.19.	Discrimination neutron-gamma selon la forme d'impulsion (PSD).	31
Figure 3.20.	Principe de la discrimination neutron-gamma par la méthode Z/C.	37
Figure 3.21.	Répartition temporelle des signaux pour la discrimination neutron gamma par la méthode de la comparaison de charge.	37
Figure 3.22.	Diagramme de diffusion des données enregistrées avec la source Am-Be. Amplitude du pic de l'impulsion par rapport à l'amplitude de l'échantillon utilisé par la méthode PGA. Données n'ont pas été normalisées.	38
Figure 3.23.	Formes typiques d'ondes de neutrons et gammas avec leurs fonctions d'échelle.	39
Figure 3.24.	Diagramme de diffusion du paramètre de caractéristique f_2 vs f_1	40

Figure 4.1.	Quatre approches basiques de la séparation aveugles des sources.	43
Figure 4.2.	Synoptique de la séparation aveugle de sources.	47
Figure 4.3.	Étapes du projet pour la surveillance du flux neutronique à l'aide des méthodes BSS.	47
Figure 4.4.	NTF factorise un tenseur Y en matrices factorielles $A; X; D$	50
Figure 4.5.	Illustration du modèle NTF-1.	51
Figure 4.6.	Illustration du modèle NTF-2. (a) Décomposition du tenseur, (b) factorisation équivalente de t tranches frontales.	52
Figure 4.7.	Graphes de corrélation: (a) Variables à corrélation linéaire forte, (b) Variables à corrélation non linéaire.	55
Figure 4.8.	Différents coefficients de corrélation.....	56
Figure 4.9.	Ondelette Chapeau Mexican.	60
Figure 5.1.	Espace de projection des données non linéairement séparable.....	64
Figure 5.2.	Hyperplan optimal séparant les vecteurs supports de deux classes par maximisation de la marge. Exemple de classification de deux classes par le SVM.....	64
Figure 5.3.	Compromis biais-variance pour la sélection d'une hypothèse de capacité de généralisation optimale	67
Figure 5.4.	Minimisation du risque structurel	69
Figure 5.5.	Grille de recherche (grid-search) utilisée pour le noyau RBF.	71
Figure 6.1.	Schéma simplifié (a), Visualisation de la chambre à fission simulée par GEANT4 (b).	72
Figure 6.2.	Structure du code pyFC	71
Figure 6.3.	Impulsion moyenne (a) et Distribution de charge (b) générées par la chambre à fission WL-7657 via le code PyFC.	71
Figure 6.4.	Evolution de l'indice de performance en fonction du nombre m de mélanges....	77
Figure 6.5.	Schéma de construction des mélanges.	77
Figure 6.6.	Configuration du circuit frontal.	78
Figure 6.7.	Comparaison d'un échantillon de neutron avec un échantillon gamma en utilisant une faible résistance anodique.	79
Figure 6.8.	Schéma illustratif de la configuration expérimentale.	79
Figure 6.9.	Evaluation de SIR selon les colonnes de la matrice de mélange estimée.	80
Figure 6.10.	Intercorrélation entre la 5 ^{ème} composante et le signal de neutrons (a) et la 2 ^{ème} composante et le signal de gammas (b).	81
Figure 6.11.	Evaluation de SIR selon les colonnes de la matrice de mélange estimée.	82
Figure 6.12.	Intercorrélation entre la 5 ^{ème} composante et le signal de neutrons (a) et la 2 ^{ème} composante et le signal de gammas (b).	82
Figure 6.13.	Evaluation des valeurs de SIR en fonction de chaque tranche de tenseur 3D de mélange estimé.....	83
Figure 6.14.	Intercorrélation entre la 5 ^{ème} composante et le signal de neutrons (a) et la 2 ^{ème} composante et le signal de gammas (b).	83
Figure 6.15.	Spectrogrammes des sources extraites par application de NMF.....	85
Figure 6.16.	Spectrogrammes des sources extraites par application de NTF.....	85
Figure 6.17.	Mexican scalogrammes de NMF. (a) 1 ^{ère} composante correspond d'un signal de neutron avec deux bandes de haute énergie situées dans des intervalles du temps et des d'échelle respectivement [0-25 msec], [700-720 msec] et [7-43]. 2 ^{ème} composante (b) correspond un signal de gamma caractérisé par une seule bande	

	d'énergie sur l'axe des échelles [6-35] sur un intervalle du temps [300-320 msec].....	86
Figure 6.18.	Mexican scalogrammes de NTF. (a) et (b) la 1 ^{ère} composante et la 2 ^{ème} correspond respectivement d'un signal de neutron et de gamma se sont caractérisées par une seule bande de haute énergie située sur le axe des échelles [5-38] et des intervalles du temps différents [700-720 msec] pour la 1 ^{ère} composante et [300-320 msec] pour la 2 ^{ème}	797
Figure 7.1.	Schéma synoptique de l'approche proposée.....	89
Figure 7.2.	Application de NMF: Histogrammes d'un signal de neutron (a ₁) et de gamma (b ₁). Binarization Otsu des scalogrammes de neutron (a ₂) et de gamma (b ₂).....	90
Figure 7.3.	Application de NTF: Histogrammes d'un signal de neutron (a ₁) et de gamma (b ₁). Binarization Otsu des scalogrammes de neutron (a ₂) et de gamma (b ₂).....	91
Figure 7.4.	Représentation de la complexité du modèle en fonction d'erreur prédiction.....	93

Liste des tableaux

Tableau 3.1.	Temps demi-vie d'une chambre à fission à dépôt d'uranium.	19
Tableau 3.2.	Types et classification des détecteurs neutroniques.	20
Tableau 3.3.	Caractéristiques principales des détecteurs utilisés à la mesure neutronique dans TRIGA MARK II.	27
Tableau 3.4.	Méthodes PSD du domaine temporel et du domaine fréquentiel.	32
Tableau 4.1.	Propriétés de la fonction d'intercorrélation (cross-correlation)	49
Tableau 4.2.	Différentes familles d'ondelettes TOC et TOD.	59
Tableau 5.1.	Fonctions noyau de SVM, où x_i et x_j sont des vecteurs d'apprentissage et γ, d et C_0 sont les hyperparamètres du noyau.	67
Tableau 6.1.	Caractéristiques techniques de la chambre à fission WL-7657.	724
Tableau 6.2.	Mesure de l'indice de performance pour les algorithmes de NMF les plus stables.	76
Tableau 6.3.	Mesure de l'indice de performance pour les algorithmes de NTF les plus stables.	77
Tableau 7.1.	Erreur de généralisation des trois fonctions du noyau SVM.	92

Liste des acronymes

- ADC : Convertisseur Analogique-Numérique ou Analog-to-Digital Converter en anglais
- ALS : Moindres Carrés Alterné ou Alternate Least Square en anglais
- BSS : Séparation Aveugle des Sources ou Blind Sources Séparation en anglais
- BF₃ : Trifluorure de bore ou Boron Trifluoride en anglais
- ¹⁰B : Compteurs Proportionnels de Bore ou Boron-10 Lined Proportional Counters en anglais
- CANDECOMP : Décomposition Canonique ou Canonical Decomposition en anglais
- Cf-252 : Californium source
- CNESTEN : Centre National de l’Energie, des Sciences et des Techniques Nucléaires
- CWT : Transformée continue d’ondelettes ou Continuous Wavelet Transform en anglais
- DSP : Processeur de signal numérique ou Digital Signal Processor en anglais
- FC : Chambre à fission ou Fission Chamber en anglais
- FoM : Symbole de Mérite ou Figure of Merit en anglais
- FPGA : Cartes Réseau de Portes Programmables ou Field-Programmable Gate Array en anglais
- FWHM : Largeur à mi-hauteur ou Full-Width Half-Maximum en anglais
- GEANT: GEometry ANd Tracking
- ³He : Compteurs proportionnels ou Proportional Counters en anglais
- HPGe: Germanium Hyper Pur ou High Purty Germanium en anglais
- ICs : Composantes indépendantes ou Independent Components en anglais
- JAD : Diagonalisation Approximative Conjointe ou Joint Approximative Diagonalization en anglais
- NMF : Factorisation en Matrices Non-négative ou Non-negative Matrix Factorisation en anglais
- NTF : Factorisation en Tenseurs Nonnégatifs ou NonnegativeTensor Factorisation en anglais
- MRS : Minimisation du Risque Structurel ou Structural Risk Minimization en anglais
- MRE : Minimisation du Risque Empirique ou Empirical Risk Minimization en anglais
- PCA : Analyse des composantes principales ou Principal Components Analysis en anglais
- PARAFAC : Décomposition du Facteur Parallèle ou PARAllel FACTor decomposition en anglais
- PI : Indice de Performance ou Performance Index en anglais
- PMT : Tube photomultiplicateur ou PhotoMultiplier Tube en anglais
- PF : Produit de Fission ou Fission Product en anglais
- pyFC : Simulation basé sur Python de Chambre à Fission ou Python-based simulation of Fission Chamber en anglais
- PSD : Discrimination en forme d’impulsion ou Pulse Shape Discrimination en anglais
- RALS : Regularized Alternating Least Square en anglais
- RLS : Regularized Lee-Seung en anglais
- RBF : Fonction de base radiale (Gaussien) ou Radial Basis Function en anglais
- SIR : Rapports Signal sur Interférence ou Signal to Interference Ratio en anglais
- STFT : Transformée de Fourier à Court Terme ou Short Time Fourier Transform en anglais
- SVM : Séparateur à Vaste Marge ou Support Vector Machine en anglais
- TRIGA : Training, Research, Isotope Production, General Atomic
- TRIM : Transport des ions dans la matière ou Transport of Ions in Matter en anglais
- U-235 : Uranium-235

Chapitre 1

Introduction générale

1 Contexte et problématique

Depuis plusieurs décennies, la spectrométrie neutronique est devenue l'une des techniques d'analyse primordiale utilisée dans le domaine nucléaire. Son objectif est, d'une part, de détecter la présence d'un flux neutronique et d'autre part, d'estimer, de caractériser et de contrôler ce flux en présence de rayonnements gamma. Selon le domaine d'application de la spectrométrie neutronique, deux familles de détecteurs sont en général utilisées [1] : les détecteurs à gaz et les détecteurs à scintillation organiques. Or ces capteurs sont également sensibles aux rayonnements gamma qui entravent une bonne mesure des flux neutroniques. En effet, dans certaines situations, ce dernier est très gênant dans la mesure où sa contribution aux signaux délivrés par le détecteur devient du même ordre, voire plus importante que celle du flux de neutrons. La discrimination neutron-gamma devient alors l'un des enjeux majeurs dans ce domaine afin de palier à ce problème.

La mesure de flux neutroniques est un challenge partagé par un large éventail d'applications scientifiques et/ou industrielles, s'étendant de la neutrographie à la médecine et de la physique fondamentale au contrôle des réacteurs nucléaires. C'est une tâche qui peut s'avérer ardue vu que le neutron n'a pas une charge électrique. Il interagit avec les noyaux des atomes, dix-mille à cent mille fois plus petits que les atomes eux-mêmes par ses propriétés nucléaires ou par son moment magnétique.

Pour réaliser des mesures relatives à la présence de neutrons, plusieurs types de détecteurs neutroniques ont été utilisés. Dans ce travail, nous proposons d'utiliser la chambre à fission et le scintillateur organique stilbène de type cristal. Le choix de ces détecteurs n'est pas arbitraire mais il se base sur des objectifs bien spécifiques.

La chambre à fission est utilisée notamment pour l'instrumentation en cœur et le pilotage des réacteurs pour un suivi en ligne du flux de neutrons et permet l'enregistrement en direct des variations au cours du temps. La contribution au développement d'un système de contrôle de la variation de flux neutronique du réacteur marocain TRIGA MARK II est parmi les perspectives principales de ce travail. Ce contrôle est basé sur la mesure de la puissance qui est proportionnelle au flux de neutrons. Il permet de suivre le démarrage, la montée en puissance du réacteur et d'effectuer les mesures de période indispensables à la sécurité de son fonctionnement. La mesure de cette puissance se fait au moyen de détecteurs de neutrons associés à des ensembles électroniques appropriés, la chambre à fission est toujours la mieux adaptée aux exigences du contrôle.

Les scintillateurs organiques sont plus adaptés à la détection de neutrons rapides depuis que des techniques de discrimination neutron-gamma ont été développées, telles que les méthodes de discrimination par forme de l'impulsion communément appelées Pulse Shape Discrimination (PSD) comme le décrit Brooks en 1958 [2]. Parmi les scintillateurs

organiques, le stilbène (solide) est plus approprié à la spectroscopie neutronique. Il a plutôt un faible rendement lumineux par unité d'énergie, mais ce rendement de lumière induite par des protons chargés peut être facilement distingué des électrons/photons. Par conséquent, le scintillateur stilbène produit de très bons résultats en utilisant la discrimination par la forme de l'impulsion. En outre, cette discrimination permet de caractériser chacune de ces impulsions.

En utilisant ces deux types de détecteurs neutroniques, plusieurs techniques analogique et numérique ont été élaborées afin de résoudre le problème de la discrimination neutron-gamma et améliorer sa performance. Des méthodes statistiques d'ordre 2 et d'ordre supérieur de Campbelling [3], [4], la simulation Monte Carlo [5] et l'étalonnage en mode impulsion [6] sont proposées pour réaliser cette tâche avec la chambre à fission. L'utilisation de ces méthodes donne une estimation précise de flux neutronique sur toute la plage de mesure mais possèdent des handicaps, à savoir, la sensibilité au bruit parasite du système électronique et la difficulté de la calibration [3], [4], la forme irrégulière des trajectoires artificielles d'ions lourds simulés [5] et le temps de mesure qui est plus long [6]. Dans le cas du scintillateur organique, de nombreuses méthodes sont également proposées pour optimiser la performance de la discrimination neutron-gamma. La comparaison de charge [2], [7] et l'analyse du gradient d'impulsions (Pulse Gradient Analysis (PGA) [8] sont les méthodes PSD analogiques les plus connues et les plus utilisées. Les événements des neutrons et des rayons gamma peuvent être discriminés sur la base de la différence d'impulsions provoquée par les différents processus électroluminescents. Ces méthodes sont populaires pour leur robustesse et leurs performances raisonnables. Cependant, la précision de la discrimination n'est pas satisfaisante et s'aggrave lorsque le bruit est élevé. D'autres méthodes numériques basées sur les ondelettes [9], l'algorithme de c-means flou [10] ou des réseaux de neurones artificiels [11] peuvent obtenir une grande précision de la discrimination, mais ils sont compliqués et coûteux en termes de calcul. En outre, la performance de ces approches dépend d'un certain nombre de facteurs, notamment le choix du scintillateur, les exigences expérimentales et la technique de lecture. Elles ont également tendance à avoir des limites avec les données réelles qui présentent un certain nombre de caractéristiques supplémentaires telles que les interactions d'empilement et/ou le bruit de fond.

Les améliorations apportées aux convertisseurs analogiques-numériques à haute vitesse (high-speed flash Analog-to-Digital Converters (flash ADC)) ont ouvert de nouvelles possibilités pour les systèmes de détection des particules basés sur l'acquisition de données événement par événement. En outre, les progrès des circuits intégrés et de la logique programmable ont permis l'exploitation de nouvelles techniques de traitement numérique des impulsions. Ces techniques fournissent une haute fiabilité et plus de flexibilité et de précision que le traitement des impulsions analogiques pour la gestion des impulsions individuelles et la discrimination des différents signaux.

Visant à améliorer les techniques d'analyse et du traitement numérique, nous avons envisagé de nouvelles méthodes d'apprentissage statistiques permettant des estimations encore plus précises du flux neutronique à travers une très bonne caractérisation, discrimination et classification des signaux photoniques et neutroniques.

2 Apport

Vu la nature du problème et pour trouver des solutions innovantes et optimales, de nouvelles méthodes d'apprentissage statistiques basées principalement sur les algorithmes de séparation aveugle des sources sous la contrainte de non-négativité ont été développées.

A travers ce travail de recherche, nous proposons d'exploiter la puissance de ces méthodes qui seront introduites pour la première fois dans le domaine du traitement numérique des signaux neutroniques afin de développer des nouvelles approches appliquées à la discrimination neutron-gamma. Ces méthodes présentent plusieurs avantages. Elles n'exigent aucune hypothèse sur le signal à analyser, couvrent toute la plage de mesure, utilisent des variantes algorithmes avec différents ordres statistiques, peuvent imposer des contraintes supplémentaires et introduire des concepts multicouches ou en cascade qui améliorent considérablement les propriétés de convergence et de fiabilité ainsi que la performance de certains algorithmes, en particulier pour les problèmes mal conditionnés. Elles incluent également des outils de prétraitement et de post-traitement des données et donnent la possibilité de comparer les performances de divers algorithmes pour des benchmarks difficiles y compris des benchmarks basés sur l'analyse de Monte Carlo [12].

L'originalité de notre travail concerne plus précisément les deux aspects suivants :

- Contribuer à développer de nouvelles méthodes numériques de traitement pour optimiser l'estimation du flux neutronique dans le réacteur TRIGA MARK II à travers une bonne discrimination neutron-gamma des signaux générés par la chambre à fission.
- Elaborer des méthodes numériques permettant d'améliorer la discrimination des signaux neutron-gamma délivrés par le scintillateur organique stilbène avec une haute précision.

Les travaux de recherche de cette thèse de doctorat ont été effectués au sein de l'Equipe des Sciences de la Matière et du Rayonnement (ESMaR) de la Faculté des Sciences de Rabat, en étroite collaboration avec le Centre National de l'Énergie, des Sciences et des Techniques Nucléaires (CNESTEN). Ce dernier possède le seul réacteur de recherche nucléaire au Maroc. Ils s'inscrivent dans ce projet ambitieux initié par le Centre et ont pour objectif d'améliorer la mesure numérique et la discrimination neutron-gamma dans un champ de rayonnements mixtes en exploitant de nouvelles méthodes de traitement numérique du signal, dans la perspective d'une meilleure estimation en ligne de l'information neutronique.

Dans notre approche de développement, nous nous appuyons sur l'exploitation de la puissance des méthodes de séparation aveugle de sources afin d'optimiser la qualité et la précision de discrimination neutron-gamma de manière numérique utilisant la chambre à fission et le scintillateur organique stilbène à des fins de contrôle du réacteur et de spectrométrie neutronique respectivement. Nos contributions vise à :

- avoir une estimation plus précise du flux neutronique dans le réacteur TRIGA MARKII à travers une bonne discrimination neutron-gamma. Ainsi, une étude bibliographique comparative est réalisée entre les méthodes actuelles de la mesure de flux neutronique de la chambre à fission et notre méthode basée sur la séparation aveugle des sources. Nous allons appliquer les algorithmes de la factorisation en matrices non-négatives pour la séparation aveugle des signaux simulés à la sortie de la chambre à fission. La simulation est adoptée lors de cette étude en raison des problèmes de sûreté du réacteur TRIGA MARK II qui peuvent être engendrés par l'enregistrement direct du signal brut à la sortie du préamplificateur de la chambre à fission. Nous allons utiliser deux étapes de simulation la première est basée sur Geant4 (GEometry And Tracking) pour modéliser la chambre à fission "WL-7657" installée auprès du réacteur TRIGA MARKII et la deuxième utilise la suite code python-based of Fission Chambers (pyFC) pour générer le signal à la sortie de chambre. Les signaux simulés sont considérés comme des mélanges matriciels de séries temporelles qui seront analysés par les algorithmes de la factorisation en matrices non-négatives (NMF). Le calcul de la fonction d'intercorrélation permet de caractériser le vecteur de sources estimées et par conséquent de réaliser la tâche de discrimination d'une manière qualitative.
- caractériser le signal neutronique de la chambre à fission à partir de sa décomposition temps-fréquence en calculant le spectrogramme de chaque composante indépendante extraite.
- utiliser ces nouvelles méthodes de discrimination basée sur la factorisation matricielle et tensorielle au traitement numérique des signaux délivrés par le scintillateur organique stilbène. Le calcul de la fonction d'intercorrélation permet de réaliser la caractérisation des signaux neutronique et photonique et par conséquent d'obtenir une discrimination qualitative.
- réaliser une analyse spectrale basée sur une transformation en ondelettes continue (TOC) et la méthode de segmentation Otsu. Cette approche permet d'extraire un vecteur de paramètres discriminants des neutrons et des gammas.
- appliquer le Séparateur à Vaste Marge non linéaire (SVM) comme une méthode puissante d'apprentissage supervisé afin de réaliser la discrimination d'une manière quantitative et de produire une classification de haute précision pour chaque événement.

3 Structure du mémoire

Ce mémoire est structuré de la manière suivante :

Après une introduction générale constituant le chapitre 1, nous décrivons les processus de la mesure neutronique et photonique en exposant les différents types de détection au chapitre 2.

Dans le chapitre 3, nous présentons l'état de l'art des détecteurs utilisés dans ce travail à savoir la chambre à fission et le stilbène. Nous commençons par expliquer le principe de fonctionnement, les caractéristiques, les modes de mesures de la chambre à fission et le rôle de ce détecteur dans la surveillance du flux neutronique du réacteur TRIGA MARKII à

travers les méthodes analogique et numérique actuellement utilisées pour l'estimation de ce flux. Nous présentons les caractéristiques du scintillateur organique stilbène et les méthodes conventionnelles utilisées pour la discrimination neutron-gamma basées principalement sur la PSD.

Au chapitre 4, les méthodes non supervisées de la séparation aveugle des sources sont décrites. Dans un premier temps, nous introduisons la problématique de la séparation aveugle des sources dans le cas général, en expliquant la procédure de séparation. Dans un second temps, nous abordons les techniques de la factorisation matricielle et tensorielle non-négatives. Nous décrivons, d'une part, leurs formalismes mathématiques et leurs diverses applications, et d'autre part, les résultats obtenus quant à l'application au domaine de traitement numérique des signaux nucléaires et particulièrement aux signaux neutroniques. En outre, nous nous intéressons à l'étude de la caractérisation utilisant la corrélation et l'analyse temps-fréquence/temps-échelle et les motifs de notre choix de ces dernières. Nous présentons également une autre méthode de caractérisation basée sur le traitement d'image basée sur la méthode de seuillage Otsu.

Nous introduisons dans le cinquième chapitre, la méthode d'apprentissage supervisé SVM pour une discrimination neutron-gamma quantitative. Nous détaillerons son concept et son formalisme mathématique. Puis, nous aborderons son utilisation pour notre cas d'étude.

Au chapitre 6, la méthodologie du choix des algorithmes adéquats pour les méthodes de NMF et NTF, et leur application pour le traitement des signaux simulés et enregistrés respectivement à la sortie de la chambre à fission et du scintillateur organique stilbène sont décrites dans un premier temps. Nous abordons ensuite les résultats obtenus relatifs à la discrimination neutron-gamma et à la caractérisation des signaux estimés en utilisant les trois méthodes : l'intercorrélacion, le spectrogramme, les ondelettes.

Au chapitre 7, nous abordons les résultats de l'application du SVM, qui se base sur l'extraction d'un vecteur de paramètres par la méthode Otsu, pour la classification neutron-gamma.

Enfin, une conclusion générale (chapitre 8) récapitule les objectifs, les contributions détaillées et les résultats de ce travail. Elle aborde également les perspectives de ce projet.

Chapitre 2

La mesure des rayonnements

1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de décrire les bases de la physique nucléaire pour la mesure des rayonnements, afin de mieux présenter au lecteur les enjeux de cette thèse. Nous nous focalisons dans ce travail sur la mesure neutronique et photonique. Nous nous proposons de commencer par une présentation des objectifs de la mesure de ce type des rayonnements, suivie d'un aperçu sur les différents types d'interactions neutron-matière et photon-matière.

2 Interaction neutron-matière

Généralement, les objectifs principaux de la mesure des rayonnements telles que neutrons, gammas, particules alphas concernent la détection et la quantification de la radioactivité des matériaux (nature, activité, ...) et la caractérisation des rayonnements dans les installations nucléaires (dose, débit de dose, énergie, flux,...).

L'objectif principal de la mesure neutronique est la conception et le suivi des réacteurs en général et les réacteurs électronucléaires en particulier. Mais, d'autres problématiques scientifiques ou de l'industrie font aussi appel aux neutroniciens [13]:

- ✓ L'évaluation du risque de criticité dans les installations manipulant des matières fissiles, notamment les usines du cycle du combustible des réacteurs ;
- ✓ L'étude des couvertures des (futurs) réacteurs à fusion thermonucléaire;
- ✓ Les études de protection contre les rayonnements (de neutrons, et de photons gamma posant des problèmes très similaires);
- ✓ L'étude de l'activation des structures par les neutrons en vue du démantèlement d'une installation nucléaire;
- ✓ L'incinération de déchets nucléaires;
- ✓ L'utilisation des neutrons en imagerie, pour l'examen des structures moléculaires ou cristallines, et en médecine;
- ✓ L'utilisation des neutrons instrumentation expérimentale: étude de la physique nucléaire, irradiations technologiques (durcissement capteurs/électronique);
- ✓ L'application industrielle à la surveillance de l'environnement;
- ✓ L'utilisation des neutrons en analyse par activation...

Deux types d'interaction peuvent avoir lieu entre les neutrons et la matière [14] à savoir premièrement la diffusion ; une partie de son énergie cinétique est alors transférée au noyau de recul. Ce type d'interaction domine lors de collisions avec des noyaux légers. Deuxièmement l'absorption, le neutron disparaît dans la réaction et produit des protons, des particules alpha, des rayons gamma ou des produits de fission [15]. Ce mode d'interaction est plus probable pour des noyaux lourds.

L'interaction des neutrons avec la matière ne produit pas directement d'électrons ou de photons optiques. Le processus de détection des neutrons commence donc lorsque les neutrons interagissent avec les noyaux et produisent une ou plusieurs particules chargées. Celles-ci sont soumises au mécanisme de perte d'énergie continue à travers des interactions essentiellement Coulombiennes. Elles libèrent des électrons et des photons optiques qui sont beaucoup plus faciles à détecter. Le signal électrique produit par ces dernières particules élémentaires peut alors être traité et on peut en extraire des informations pertinentes sur le neutron initiant la réaction.

Dans ce chapitre nous exposons les principaux processus d'interaction neutron-noyau sont décrits qui nous seront utiles pour la compréhension et l'interprétation des résultats obtenus dans ce travail. Les deux premiers sont des réactions de diffusion tandis que les autres sont des réactions d'absorption [1], [16].

2.1 Classification des neutrons

Les neutrons sont classés selon leur vitesse v ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$). Cette vitesse correspond, dans le domaine non relativiste, une énergie cinétique E_c ($E_c = \frac{1}{2}mv^2$). Cela permet de classer les neutrons en catégories, selon leur énergie, en se fondant sur des considérations d'ordre pratique :

- Neutrons de haute énergie : $E_c > 20 \text{ MeV}$
- Neutrons rapides : $10 \text{ keV} < E_c < 1 \text{ MeV}$
- Neutrons épithermiques : $1 \text{ eV} < E < 10 \text{ keV}$
- Neutrons lents : $0,025 \text{ eV} < E_c < 1 \text{ eV}$
- Neutrons thermiques : $E_c \approx 0,025 \text{ eV}$
- Neutrons froids : $E_c < 0,025 \text{ eV}$

Il est à signaler qu'il existe différentes classifications. Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons uniquement à la détection des neutrons thermique utilisant la chambre à fission et les neutrons rapides par le scintillateur organique stilbène ($\text{C}_{14}\text{H}_{11}$).

2.2 Diffusion élastique (n, n)

Lors de ce mode d'interaction, un neutron *incident* frappe un noyau *cible*, lui transfère de l'énergie et rebondit dans une direction différente, comme illustré sur la figure 2.1. La quantité d'énergie transférée du neutron au noyau dépend de la masse du noyau, la vitesse du

neutron et de l'angle sous lequel le noyau est frappé par le neutron. Il est également possible que le neutron soit absorbé puis réémit tout en conservant l'énergie cinétique globale du système.

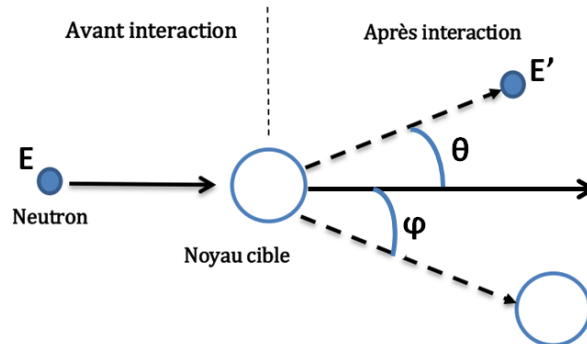


Figure 2.1. Diffusion élastique d'un neutron.

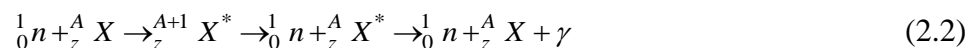
La relation non-relativiste entre l'énergie E du neutron avant collision et celle après collision E' peut se résumer dans la relation suivante, exprimée dans le référentiel du laboratoire [17]:

$$\frac{E'}{E} = \frac{4A \cos^2 \varphi}{(A+1)^2} \quad (2.1)$$

Où, A est la masse atomique du noyau et θ est l'angle entre la direction du neutron incident et celle du noyau de recul. On peut noter que plus le noyau impliqué est léger, plus il est efficace pour ralentir les neutrons. C'est la raison pour laquelle on utilise l'eau (légère ou lourde) pour ralentir les neutrons dans un réacteur nucléaire, et des matériaux plastiques, de forte densité en hydrogène (Téflon, Polycarbonate...), pour ralentir les neutrons dans des expériences de spectroscopie neutronique exigeant des neutrons lents.

2.3 Diffusion inélastique (n, n')

Lors de la diffusion inélastique, un neutron peut être absorbé momentanément pour former un noyau composé excité, comme illustré à la figure 2.2. Il se désexcitera en émettant un nouveau neutron, moins énergétique, et au moins un photon gamma qui emportera la différence d'énergie. Il n'y a pas de conservation d'énergie cinétique. Ce type d'interaction est dominant dans les cas d'interaction des neutrons rapides avec des noyaux lourds. L'équation qui résume cette interaction ci-après:



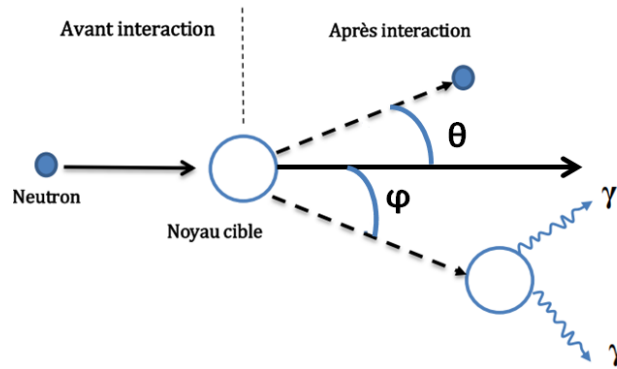


Figure 2.2. Diffusion inélastique d'un neutron.

2.4 Transmutation – (n, p) ou (n, α)

La transmutation est une autre interaction neutronique, un noyau composé excité est formé par l'absorption d'un neutron. Après désexcitation, une particule chargée est émise. Par conséquent le noyau initial est transformé en un noyau d'un élément différent. La transmutation est la transformation d'un élément en un autre par l'intermédiaire d'une réaction nucléaire (figure 2.3).

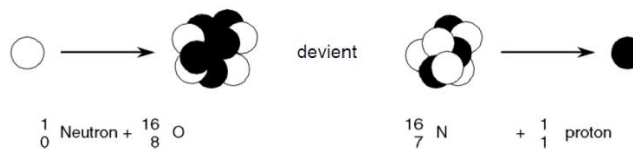


Figure 2.3. Transmutation d'un atome d'oxygène en azote.

2.5 Capture radiative – (n, γ)

Lors de cette réaction nucléaire, le noyau composé formé en absorbant un neutron pourra se désexciter par la suite en émettant un ou plusieurs rayons gamma d'énergies bien spécifiques. Le noyau produit est donc un isotope de l'élément original. La figure 2.4 suivante illustre la réaction de capture radiative sur le noyau d'hydrogène naturel. Il est à signaler qu'une grande partie des produits de captures radiatives sont radioactifs et sont des émetteurs bêta-gamma.

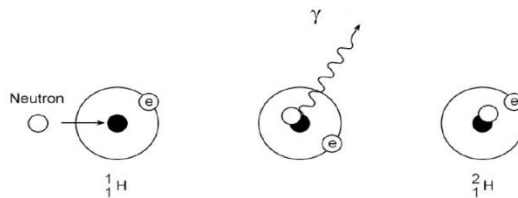


Figure 2.4. Capture radiative d'un neutron par un atome d'hydrogène.

2.6 Fission

Un neutron thermique frappe un noyau de l'isotope ${}^{235}\text{U}$. Ce noyau d'uranium devient très excité et se scinde en plusieurs fragments avec émission 2 ou 3 neutrons capables à leur

tour de provoquer une fission. L'énergie moyenne de ces neutrons est 2 MeV. Ce type d'interaction est utilisé dans les centrales nucléaires de production d'électricité (figure 2.5).

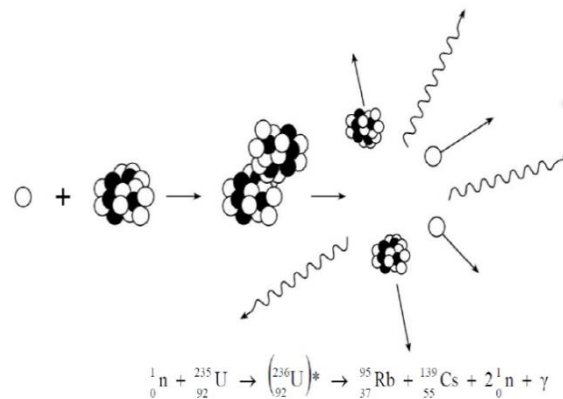
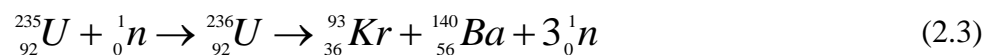


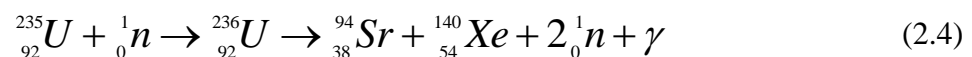
Figure 2.5. Fission d'un atome d'uranium 235.

Sous l'effet d'une collision avec un neutron, le noyau de certains gros atomes, dits fissiles, a la propriété de se casser en deux. La matière fissile qui constitue le cœur des réacteurs est en général de l'uranium ou du plutonium. En absorbant un neutron, un noyau d'atome ${}^{235}\text{U}$ se transforme ainsi en ${}^{236}\text{U}$, un isotope de l'uranium, dans un état excité de 6,2 MeV. Il se comporte ainsi un peu comme une goutte d'eau.

- Dans 16 % des cas l'énergie est dissipée par rayonnement électromagnétique et le noyau d' ${}^{236}\text{U}$ reste intact.
- Dans 84 % des cas, cette énergie suffit pour que le noyau puisse franchir la barrière de fission, de 5,7 MeV et se fragmenter en deux autres noyaux comme le krypton 93 (${}^{93}\text{Kr}$) et le baryum 140 (${}^{140}\text{Ba}$) 5 :



ou bien le strontium 94 (${}^{94}\text{Sr}$) et le xénon 140 (${}^{140}\text{Xe}$) :



2.7 Spallation

La spallation, réaction à haute énergie dans laquelle le noyau frappé par le neutron incident se décompose en émettant des particules plus légères telles que neutrons, protons, photons, ou noyaux légers de deutérium, hélium voir lithium. Dans certains cas, la spallation conduit à la fission du noyau cible.

2.8 Section efficace des neutrons

Chacune des interactions neutron-noyau énumérées ci-dessus a une probabilité finie de se produire qui est décrite par une section efficace. La section efficace microscopique σ est une donnée microscopique qui représente la probabilité d'interaction d'une particule. σ représente

une surface, son unité est le barn qui vaut 10^{-24} cm². La figure 2.6 représente des exemples de sections efficaces pour différentes sortes de réactions neutroniques et avec plusieurs types de noyaux. La section efficace varie beaucoup avec l'énergie du neutron, le noyau cible et le type d'interaction.

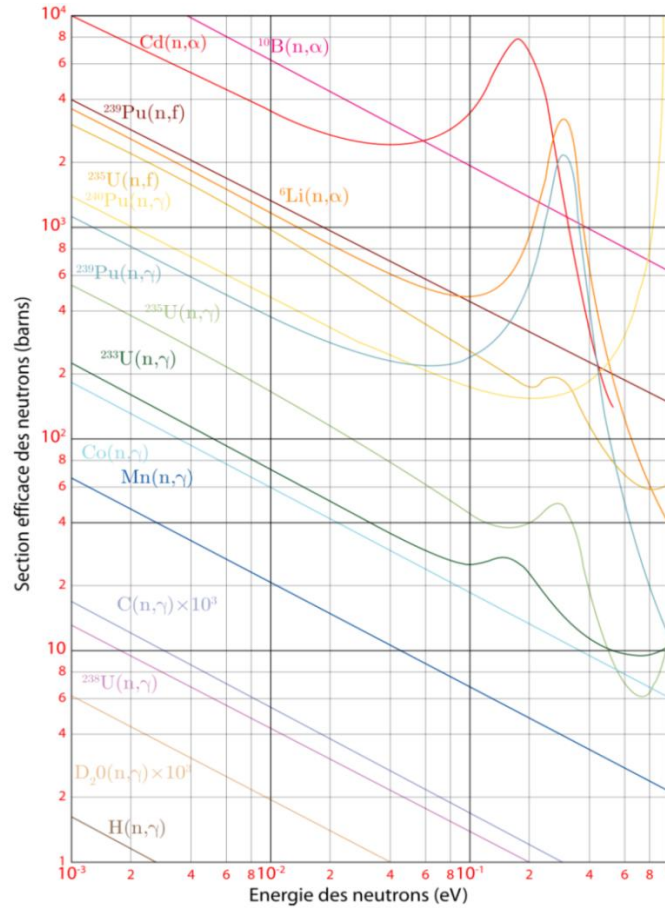


Figure 2.6. Sections efficaces du neutron pour différentes réactions avec différents noyaux [17].

Dans la pratique, on utilise la section efficace macroscopique Σ qui est définie par :

$$\Sigma = N\sigma \quad (2.5)$$

Où N est le nombre de noyau par cm³ et Σ la dimension inverse de la longueur (cm⁻¹). La section efficace macroscopique totale est la somme de toutes les sections efficaces macroscopiques des différentes interactions possibles :

$$\Sigma_{tot} = \Sigma_{elastique} + \Sigma_{inelastique} + \Sigma_{capture} + \dots \quad (2.6)$$

La section efficace macroscopique traduit l'atténuation linéaire d'un faisceau de neutrons par un matériau. Ainsi après avoir traversé un matériau d'épaisseur l , l'intensité initiale I_0 d'un faisceau de neutron se réduit à :

$$\frac{I}{I_0} = e^{-\Sigma_{tot} \cdot l} \quad (2.7)$$

Un détecteur à neutrons efficace est celui qui a à la fois une grande section efficace et un transfert d'énergie élevée des produits de réaction.

La plupart des méthodes de détection des rayonnements reposent sur les phénomènes d'ionisation et/ou d'excitation produits à la suite de leur interaction avec le milieu détecteur (gaz, solide ou encore liquide). Le rôle du détecteur est de capter des rayonnements et d'en élaborer un signal électrique représentatif du débit de fluence ou flux de ces rayonnements. Pour réaliser des mesures relatives à la présence de neutrons, plusieurs types de détecteurs neutroniques ont été développés. Nous proposons d'utiliser les détecteurs basés sur l'ionisation gazeuse et sur la scintillation. Le premier est le mieux adapté aux exigences du contrôle-commande des réacteurs nucléaires; le deuxième vise l'extraction des caractéristiques distinctives des courtes impulsions numériques, générées par divers phénomènes naturels ou artificiels, dans le but d'une bonne discrimination neutron-gamma.

3 Interaction photon-matière

Semblable au neutron, le rayon gamma n'a pas une charge électrique. Il est produit lors d'une désexcitation d'un noyau (figure 2.7). C'est un rayonnement électromagnétique de même nature que la lumière ou les rayons X. Les rayons gamma sont très énergétiques avec des énergies allant (généralement) de quelques keV à plusieurs centaines de GeV.

Comparativement aux autres particules, alpha et beta, les rayons gamma sont très pénétrants dans la matière et leur pouvoir d'ionisation est faible.

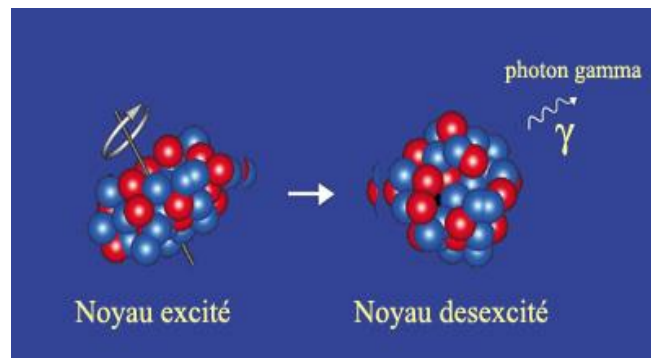


Figure 2.7. Exemple de radioactivité gamma.

Dans la littérature et selon divers auteurs, l'interaction des rayons gamma avec la matière est décrite par cinq mécanismes: l'effet photoélectrique, la diffusion Compton, la production de paires, la diffusion de Rayleigh et la réaction nucléaire [1]. Les deux derniers processus ne sont pas particulièrement pertinents lorsqu'on examine la réponse d'un détecteur à des rayons gamma d'énergie moyenne.

3.1 Effet photoélectrique

L'effet photoélectrique est une interaction de type absorption entre un photon et un électron lié. Comme illustré à la figure 2.8, un électron de la couche interne de l'atome cible est éjecté quand un faisceau gamma interagit avec lui. Ceci induit l'absorption d'un photon, suivie de l'émission d'un photoélectron d'énergie E_{c_e} , $E_{c_e} = E - W$, où E et W désignent

respectivement l'énergie incidente du faisceau gamma ($E = h\nu$) et de liaison de l'électron. L'effet photoélectrique est une réaction de seuil, dominant à des énergies de rayons gamma

faible (< 100 keV) et pour des atomes de grand nombre atomique Z . Il n'y a pas de relation analytique simple pour décrire l'effet photoélectrique, cependant le coefficient d'atténuation photoélectrique, noté τ , peut se résumer dans la relation suivante [1]:

$$\tau(\text{cm}^{-1}) \propto Z^n / (h\nu)^{3.5} \quad (2.8)$$

Où n est un facteur entre 4 et 5.

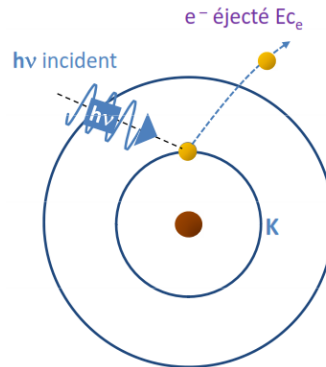


Figure 2.8. Illustration de l'effet photoélectrique.

3.2 Effet Compton

L'effet Compton a lieu lors de la collision de rayons gamma avec un électron faiblement lié. Au contraire de l'effet photoélectrique, le rayonnement incident n'est pas complètement absorbé, la radiation diffusée est déviée avec une énergie plus faible sous un angle θ et l'électron cible est diffusé sous un angle ϕ comme montré dans la figure 2.9. L'énergie de l'électron Compton est égale $(h\nu - h\nu')$ où $h\nu$, $h\nu'$ désignent respectivement l'énergie incidente du rayon gamma et celle du rayon gamma diffusé. L'effet Compton va dominer à des énergies de rayonnement photonique moyennes (> 100 keV et < 2 MeV), qui est l'intervalle d'émissions des radio-isotopes.

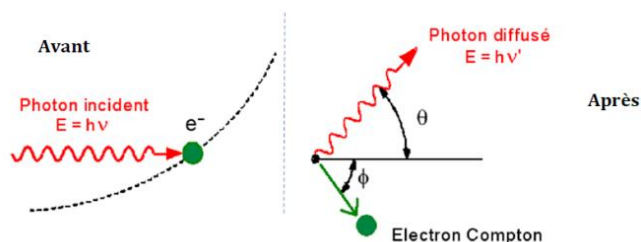


Figure 2.9. Illustration de l'effet Compton.

L'expression qui relie le transfert d'énergie et l'angle de diffusion peut être dérivée simplement en appliquant la conservation de l'énergie du système photon-matière après le choc et la conservation des quantités de mouvements des particules, on obtient l'équation de l'énergie du photon diffusé qui est donnée par [1]:

$$h\nu' = \frac{h\nu}{1 + \frac{h\nu}{m_0c^2}(1 - \cos\theta)} \quad (2.9)$$

Où m_0c^2 est l'énergie de masse de l'électron au repos (0.511 MeV). Un minimum d'énergie est transféré quand $\theta = 0$ et le maximum d'énergie est transféré lorsque $\theta = \pi$.

Le coefficient d'atténuation, noté σ , est donnée par [1]:

$$\sigma(cm^{-1}) \propto Z / h\nu \quad (2.10)$$

3.3 Création de paires électrons-positrons

Le phénomène de production de paires est théoriquement possible, lorsque l'énergie du photon incident dépasse le double de l'énergie d'un électron au repos ($2 m_0c^2 = 1.022$ MeV) comme illustré à la figure 2.10 mais sa probabilité reste faible jusqu'à quelques MeV, il est donc réservé à des γ de haute énergie. Quand un rayon gamma de haute énergie passe à proximité du noyau d'un atome et interagit avec son champ électromagnétique intense, il y a une forte probabilité pour qu'il soit complètement transformé en une paire électron-positron, cette interaction est suivie d'une annihilation dans laquelle le positron et un électron s'annihilent mutuellement en générant une paire de photons de 511 keV émis à 180° l'un de l'autre. En raison de la conservation de la masse et de l'énergie, un tel événement nécessite une énergie supérieure à la masse au repos des particules qui la composent, soit 1,022 MeV. Cette interaction est dominante à des énergies de rayons très élevées (> 2 MeV).

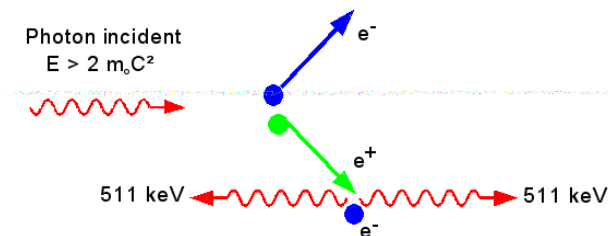


Figure 2.10. Illustration de la création de paires.

La probabilité de cet effet augmente avec l'énergie des photons et le carré du nombre Z de l'atome cible. Le coefficient d'atténuation, noté k , est donné par:

$$k(cm^{-1}) \sim Z^2(h\nu - 1.022) \quad (2.11)$$

3.4 Section efficace

La probabilité totale d'interaction d'un rayon gamma avec un milieu donné est la somme des probabilités de ces trois interactions, donnée par:

$$\mu = \tau + k + \sigma \quad (2.12)$$

Cette probabilité d'interaction, obéit à une cinétique de premier ordre. En raison d'interaction, l'intensité d'un faisceau étroit de rayonnements gamma diminue de manière exponentielle avec l'épaisseur x . Cette décroissance est caractérisée par un coefficient d'atténuation. L'atténuation est d'autant plus rapide que ce coefficient est élevé. Elle est notée en forme différentielle:

$$\frac{dI}{dx} = -\mu I \quad (2.13)$$

Ou en forme intégrale comme :

$$\frac{I}{I_0} = e^{-\mu x} \quad (2.14)$$

La figure 2.11 illustre un exemple de la section efficace totale des rayons gamma pour le cristal d'iodure de sodium (NaI) en fonction de l'énergie (les valeurs de sections efficaces fournies par la base de données XCOM de NIST [18]).

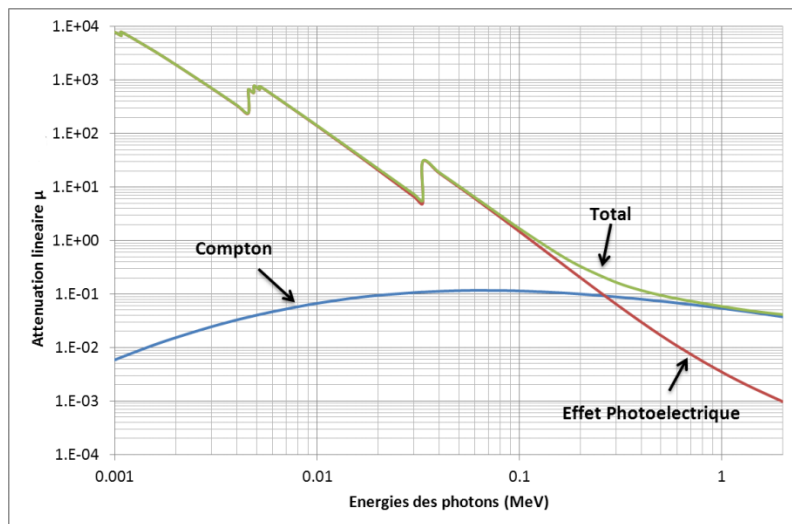


Figure 2.11. Sections efficaces macroscopiques des rayons gamma avec le cristal NaI.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une vue d'ensemble des principaux mécanismes d'interaction des neutrons et des gammas avec la matière. Nous y avons mis en lumière les enjeux, en termes de mesure, de traitement des données et d'amélioration, des techniques d'analyse.

Du point de vue de l'instrumentation, une bonne compréhension de ces différents processus physiques, susceptibles d'influencer le résultat d'une mesure par spectrométrie neutronique, s'avère donc indispensable pour répondre au besoin d'estimation du flux neutronique en présence de rayonnements gamma. Cet état de l'art constitue la première étape dans la définition des techniques des mesures utilisées qui vont être développées dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Techniques de mesures associées: Détecteurs neutroniques

1 Introduction

La chambre à fission et le détecteur à scintillation qui sont les deux types de détecteurs les plus utilisés respectivement pour le contrôle de flux neutronique de TRIGA MARK II et en spectrométrie neutronique. Ainsi, nous détaillons dans ce chapitre, leurs concepts, leurs caractéristiques et leurs modes d'opération respectifs. Ensuite, nous donnons une vision globale sur la discrimination neutron gamma et les techniques traditionnelles basées sur la forme d'impulsion (Pulse Shape discrimination (PSD)).

2 Chambre à fission

Le contrôle-commande nécessite la connaissance de plusieurs paramètres concernant le fonctionnement du réacteur. L'un des paramètres principaux est sa puissance thermique. Ce contrôle de la puissance est basé sur la mesure de la puissance neutronique, proportionnelle à la puissance thermique. Il permet de suivre le démarrage, la montée en puissance du réacteur et d'effectuer les mesures périodiques indispensables à la sécurité de fonctionnement. Les chambres à fission sont les mieux adaptées à la mesure de la puissance neutronique. Elles sont largement éprouvées dans les réacteurs de recherche et électrogènes particulièrement pour les mesures *en-cœur* et *hors-cœur* pour enregistrer en direct des flux de neutrons et leurs variations au cours du temps. Ces détecteurs sont habituellement utilisés pour deux types d'applications [19]:

- Les mesures dynamiques, dans le but de fournir des éléments de qualification pour les études de sûreté, telles que des mesures de temps de doublement, représentatif de l'excès de réactivité du cœur, et des mesures de chute de barres permettant d'estimer leur poids en réactivité.
- Les mesures statiques, dédiées aux mesures de paramètres de la physique des réacteurs, notamment les distributions axiales et radiales de taux de fission dans le cœur, ou les indices de spectre qui permettent de qualifier les calculs de spectre neutronique en un point précis du cœur.

2.1 Principe de fonctionnement

La chambre à fission est constituée d'une enceinte étanche, remplie de gaz inerte (généralement de l'argon), à l'intérieur de laquelle se trouvent deux électrodes la cathode et d'une électrode centrale collectrice, l'anode, supporte un dépôt de matière fissile qui caractérise la chambre à savoir Uranium 235, Plutonium 239, Plutonium 241, etc.

Les neutrons qui traversent la chambre y induisent des réactions de fission qui donnent naissance à deux produits de fission éjectés de 180° l'un de l'autre avec des énergies de plusieurs dizaines de MeV (90 MeV pour l'un et 140 MeV pour l'autre ; pour l'uranium 235). Un des deux produits de fission traversant la chambre est susceptible, par ionisation du gaz, de créer environ de 10^5 à 10^6 paire électron-ion [20],[21] donné par la formule de Bethe-Bloch:

$$N = -\frac{d}{W} \int_0^d \left(\frac{dE}{dx}\right) dx \quad (3.1)$$

Où d est l'épaisseur du détecteur, et W l'énergie moyenne nécessaire pour créer une paire [22].

La tension qui est maintenue entre l'anode et la cathode permet de collecter ces charges avant qu'elles ne se recombinent en atomes dans le gaz. Les charges (électrons et ions) en migrant induisent la formation du signal impulsionnel de courant dont l'amplitude est proportionnelle à la charge moyenne créée par les produits de fission et au taux de fission, et par conséquent, au flux de neutrons incidents. Ce courant induit selon le théorème de Shockley-Ramo [23] :

$$i = \frac{1}{U} q E v_d \quad (3.2)$$

Où q , U , E et v_d sont la charge, la tension, le champ électrique, et la vitesse de dérive des électrons entre les électrodes.

La figure 3.1 présente le principe de fonctionnement de la chambre à fission.

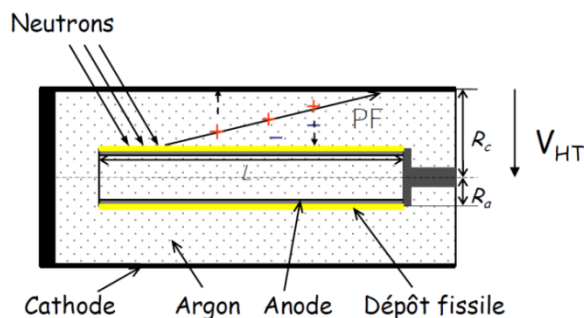


Figure 3.1. Schéma général d'une chambre à fission.

2.2 Caractéristiques de la chambre à fission

Le choix de détecteur pour le contrôle des réacteurs doit pouvoir répondre aux exigences résumées ci-après:

- 1) Durant la phase de démarrage du réacteur, le détecteur doit pouvoir mesurer de « faibles débits de fluence » neutronique.

2) Son utilisation dans un réacteur pendant une longue durée, l'expose aux chocs, à la corrosion, aux variations de température, etc.

Les détecteurs les mieux adaptés aux exigences du contrôle sont les détecteurs fonctionnant sur le principe de l'ionisation des gaz à savoir, les compteurs proportionnels, la chambre d'ionisation et la chambre à fission. La chambre à fission présente une « excellente discrimination » [19] neutrons-gammas, la meilleure de tous les détecteurs, et sa durée de vie peut correspondre à une fluence de 10^{21} neutrons/cm². Pour le cas du réacteur TRIGA MARKII, la chambre à fission à dépôt d'uranium 235 de type WL-7657 est utilisée pour la mesure neutronique. Les caractéristiques principales demandées de ce type de détecteur:

- **Efficacité théorique**

La performance de détection est toujours mesurée par l'efficacité. Pour la chambre à fission l'efficacité théorique ε_{th} peut se définir comme le rapport entre le taux de fission $R_f (n.s^{-1})$ et le flux incident $\phi (n.cm^{-2}.s^{-1})$.

$$\varepsilon_{th} = \frac{R_f}{\phi} = \frac{N \times \sigma \times \phi}{\phi} = N\sigma \quad (3.3)$$

Où N est le nombre d'atomes fissiles dans le dépôt, σ est la section efficace relative à la réaction de fission.

En réalité, cette efficacité théorique n'est jamais atteinte, compte tenu des facteurs correcteurs dus à la géométrie du détecteur, à l'auto-absorption où les produits de fission ont une probabilité de rester piégés dans le dépôt [24] et aux effets de seuil.

- **La sensibilité**

La chambre à fission doit posséder une grande sensibilité. Il s'agit du signal mesuré par unité de flux (distribution de Maxwell). Selon le mode opératoire de la chambre à fission la sensibilité exprimée en coups par seconde et par unité de flux thermique pour le mode impulsion (cps/nv²), en A²Hz⁻¹/nv pour le mode fluctuation et en A/nv pour le mode courant. Notons que 1 nv correspond à 1 n.cm⁻².s⁻¹.

- **Caractéristique courant-tension**

Pour s'assurer que la chambre à fission fonctionne toujours en régime de saturation et ainsi éviter les recombinaisons, il faut bien déterminer la tension optimale. Le flux neutronique augmentant, le plateau de saturation devient de moins en moins plat et les tensions $V1$ et $V2$ le délimitant approximativement se rapprochent. Selon la figure 3.2, le choix admis pour la haute tension de fonctionnement V_{HT} est donc le point d'inflexion de la courbe d'étalonnage (courbe courant-tension) [24].

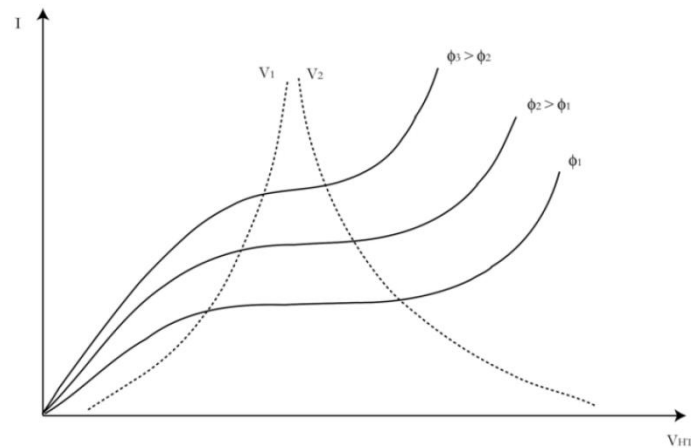


Figure 3.2. Caractéristiques courant-tension pour trois flux d'intensité croissante.

• **Temps de demi-vie de la chambre**

La durée de vie de la chambre à fission dépend de consommation de dépôt fissile au cours du temps. D'une manière plus précise si λ est la constante de décroissance du nombre de noyaux par désintégration $\sigma N\phi$ et par réaction nucléaire λN , la concentration en matière fissile décroît avec le temps d'exposition de la manière suivante :

$$\frac{dN}{dt} = -\sigma N\phi - \lambda N \tag{3.4}$$

Si λN est négligeable devant $\sigma N\phi$ et si ϕ constant, on obtient:

$$N(t) = N_0 e^{-\sigma\phi t} \tag{3.5}$$

A partir de la relation de $N(t)$ on peut définir le temps de demi-vie du dépôt fissile par la relation:

$$t_{1/2} = \frac{\ln 2}{\phi\sigma} \tag{3.6}$$

Le tableau suivant donne ce temps de vie en fonction du flux [24].

$\phi(n.cm^2.s^{-1})$	^{235}U
10^6	32 10^6 ans
10^{12}	31 ans
10^{14}	115 jours
10^{15}	11 jours

Tableau 3.1. Temps demi-vie d'une chambre à fission à dépôt d'uranium.

Les chambres à fission présentent un meilleur rapport signal sur bruit par rapport aux autres détecteurs de neutrons, du fait de la grande quantité d'énergie déposée par neutron. Elle est d'environ 100 MeV, comparé à quelques MeV dans le cas de la réaction de capture pour les compteurs proportionnels au bore. Leur adaptation aussi aux conditions d'ambiance difficiles et aux exigences nécessaires du contrôle-commande (fiabilité, grande dynamique, temps de réponse faible). Cela permet une meilleure discrimination entre les neutrons et les autres particules susceptibles d'interagir dans le détecteur (gammas, alphas) [24], vu que ces dernières déposent au maximum quelques centaines de keV dans le détecteur.

2.3 Modes de mesures

En général, les détecteurs de neutrons et spécifiquement les chambres à fissions ont une capacité de fonctionner sous trois modes, selon l'intensité du flux neutronique : impulsion, fluctuation et courant. Ceci permet de couvrir une gamme de flux neutronique de l'ordre de 12 décades avec le même détecteur. Les trois modes de fonctionnement se réfèrent la façon dont les charges sont collectées et traitées. Le mode de fonctionnement d'un système particulier dépend de la conception spécifique du détecteur et de son électronique externe (tableau 3.2).

	Mode de fonctionnement [type de détecteurs]	Compteur proportionnel			Chambre d'ionisation		Collectio n
	Matériau convertisseur	BF ₃	Bore	He	Bore	Fission ²³⁵ U	
Type de mesure	Impulsions	✓	✓	✓		✓	
	Fluctuations					✓	
	Courant				✓	✓	✓

Tableau 3.2. Types et classification des détecteurs neutroniques.

2.3.1 Mode impulsion

C'est le mode de fonctionnement des chambres à fission « lorsque le taux de comptage » est faible (inférieur à quelques centaines de milliers de coups par seconde). Dans ce cas, les impulsions dues au flux neutronique ainsi qu'au flux de gammas, sont espacées les unes des autres afin que les impulsions puissent être traitées séparément (figure 3.3). On peut aussi faire la discrimination neutrons-gammas par un seuil d'amplitude des impulsions. Lorsque le taux de comptage est faible la plage de sensibilité des chambres à fission en mode impulsion est comprise entre 0,01cps/nv et 4 cps/nv [25]. En mode impulsion la sensibilité S (cps/nv) se définit comme :

$$S_{impulsion} = N_0 \cdot S \quad (3.7)$$

Où N_0 est le taux de réaction au sens $\frac{\rho N_a \sigma}{A}$ où σ est la section efficace de fission (cm²), A la masse molaire (g.mol⁻¹), N_a le nombre d'Avogadro (mol⁻¹) et ρ masse surfacique du dépôt fissile (U-235) (g.cm⁻².at) ;

S est la surface active du détecteur (cm²), c'est-à-dire la partie de la chambre à fission où la présence d'un champ électrique permet la dérive des électrons et des ions et donc conduit à créer un signal de courant induit par la mobilité des charges.

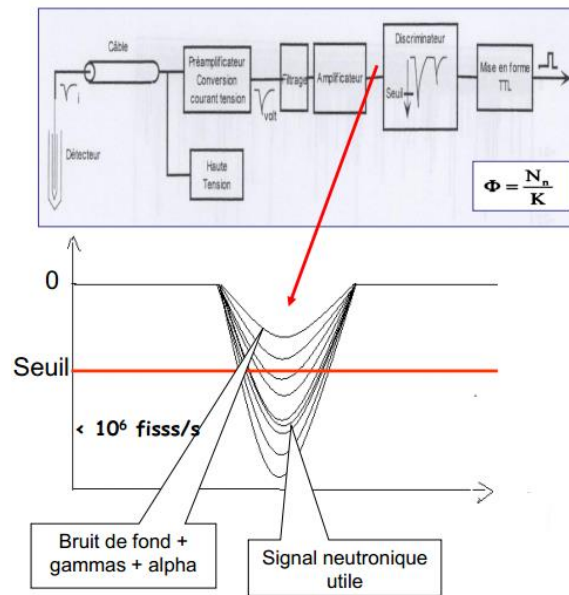


Figure 3.3. Circuit de mesure et le principe de fonctionnement de la chambre à fission en mode impulsion.

2.3.2 Mode Fluctuation ou Campbelling

Au-delà d'environ $10^{12} \text{ n.cm}^{-2}.\text{s}^{-1}$, les impulsions induites par les neutrons s'empilent et ne sont donc plus dénombrables. Par conséquent, on s'intéresse alors aux propriétés statistiques du courant mesuré qui restent bien évidemment dépendantes du taux de fission. En effet, en considérant que le signal créé à la sortie du détecteur se décompose donc en une somme d'un courant moyen constant plus une fluctuation autour de cette moyenne, on montre que la moyenne du signal ainsi que sa variance sont toutes deux proportionnelles au taux de fission (deuxième théorème de Campbell [26]) (figure 3.4). Cette méthode d'analyse est appelée mode fluctuation ou *Campbelling*. L'analyse de ce mode a été initiée par le mathématicien Campbell et le terme de *Campbelling* est souvent substitué au nom de fluctuation ou MSV (Mean Square Voltage). Du point de vue théorique, Campbell a établi deux équations qui relient la moyenne et la variance d'un signal distribué suivant une loi de Poisson, comme suit:

L'équation suivante définit la moyenne μ d'un signal:

$$\mu = \lambda * E[u] * \int h(t)dt \quad (3.8)$$

La variance ou écart type s^2 est définie comme étant:

$$s^2 = \lambda * E[u^2] * \int h^2(t)dt \quad (3.9)$$

Avec $h(t)$ représente la réponse impulsionnelle (s), u est l'amplitude de h (V), λ représente le flux neutronique recherché ($\text{n. cm}^{-2}.\text{s}^{-1}$) et $E []$ l'espérance mathématique.

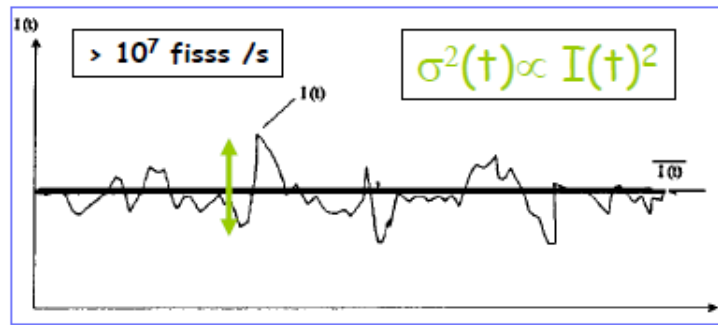


Figure 3.4. Mode fluctuation.

En mode fluctuation, la discrimination se fait *naturellement* car la variance du signal est proportionnelle au carré de la charge déposée. Ainsi, les gammas déposant en moyenne peu d'énergie, contribuent peu au signal mesuré.

2.3.3 Mode Courant

Dans ce cas, le nombre de fissions est élevé. Le détecteur génère une succession continue de signaux qu'il n'est plus possible de mesurer individuellement et que l'on mesure alors sous forme d'un courant continu par une électronique appropriée comme illustré sur la figure 3.5. On utilise alors la moyenne du signal de détecteur qui est proportionnelle au flux (premier théorème de Campbell [26]) qu'on cherche à estimer selon l'équation suivante :

$$\overline{I(t)} = K \cdot \phi \int_0^{\infty} i(t) dt = N_n \cdot \overline{q_n} \quad (3.10)$$

Où K est la sensibilité de la chambre à fission donnée par constructeur, $\phi(n.cm^{-2}.s^{-1})$ est le flux incident, $i(t)$ est une impulsion de courant. N_n est le nombre des neutrons par seconde (s^{-1}) et $\overline{q_n}$ est la charge moyenne engendrée dans le détecteur.

Le mode courant d'une chambre à fission correspond au fonctionnement d'une chambre d'ionisation car l'ensemble des charges générées dans le détecteur sont collectées (à l'issue d'un temps « plus ou moins long »).

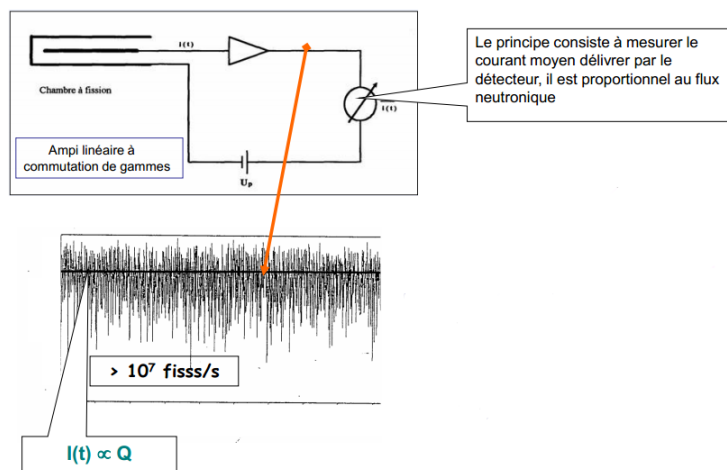


Figure 3.5. Mode courant.

2.4 Flux neutronique du réacteur TRIGA MARK II

La principale source de neutrons est constituée par des réacteurs nucléaires, les flux disponibles dans les réacteurs vont de 10^{11} à $10^{15} \text{ n.cm}^{-2}.\text{s}^{-1}$. Ces flux sont plus ou moins purs en neutrons thermiques suivant la conception du réacteur. Les mesures de ces flux constituent la mesure de flux de particules en ligne la plus répandue dans les réacteurs de recherche et électrogènes. Les travaux présentés ici concernent plus spécialement la contribution au développement des méthodes numériques d'estimation de ce flux neutronique. Ces méthodes portent sur la discrimination neutron-gamma pour avoir des estimations encore plus précises de ce flux. Cette mesure est importante pour le contrôle du réacteur TRIGA MARK II

2.4.1 Réacteur TRIGA MARK II

2.4.1.1 Généralités

Le réacteur de recherche TRIGA MARK II du Maroc fait partie du Centre National des Sciences de l'Energie et des Techniques Nucléaires (CNESTEN). Le réacteur est couvert par le projet et l'accord d'approvisionnement INFCIRC/313, janvier 1984, entre le Royaume du Maroc, les États-Unis d'Amérique et l'Agence Internationale de l'Énergie Atomique (AIEA). Ce réacteur est un outil indispensable pour la recherche et pour la formation au Maroc.

TRIGA est un réacteur thermique à eau légère de conception américaine [27]. Avec 65 installations recensées dans le monde, dont 35 aux États-Unis, ces réacteurs sont très répandus. Ils sont principalement utilisés par des organismes scientifiques et universitaires pour la recherche et l'enseignement car ils sont simples à piloter et d'utilisation très sûre. Leur sûreté intrinsèque provient du combustible utilisé, l'uranium zirconium hybride (UZrH). Ce combustible permet de modérer les neutrons au sein des assemblages combustibles qui empêchent toute divergence incontrôlée de la puissance par une contre- réaction thermique.

2.4.1.2 Description

TRIGA MARK II est conçu pour fonctionner jusqu'à une puissance nominale de 2 MW, ce qui correspond à un flux neutronique de $1,1 \cdot 10^{14} \text{ n.cm}^{-2}.\text{s}^{-1}$. Pour le démarrage du cœur, une source externe de neutron est utilisée de type américium-béryllium ($^{241}\text{Am-Be}$) d'une activité d'environ 5 Ci ($1,1 \cdot 10^7 \text{ n.s}^{-1}$).

Ce réacteur (figure 3.6) est constitué d'un réflecteur en graphite, de quatre canaux neutroniques et d'une colonne thermique. Le cœur du réacteur est situé près d'une cuve en aluminium remplie d'eau de diamètre 2.5 m et de profondeur de 8.8 m. Il est constitué d'un cylindre comportant 127 emplacements arrangés en 7 anneaux concentriques repérés de A (au centre) à G (en périphérie) et d'un réflecteur de graphite. La cuve du réacteur est entourée par une structure en béton armé qui sert de protection contre les rayonnements. Le combustible utilisé est de type d'hydruure d'uranium-zirconium (UZrH) avec 8,5% par charge enrichi à moins de 20% en uranium 235. Le contrôle du cœur s'effectue grâce à cinq barres de commande indépendantes (B4C), barres d'absorbant, dont trois barres de contrôle (SR, SH1 et SH2) et une barre de pilotage (REG). L'absorbant est constitué de graphite boré.



Figure 3.6. Réacteur TRIGA MARK II.

2.4.2 Chaîne de mesure neutronique

La mesure du flux neutronique se fait au moyen de détecteurs de neutrons qu'ils soient *hors-cœur* ou *en-cœur*. L'acquisition et le traitement des signaux sont réalisés par des ensembles électroniques appropriés (figure 3.7). Parmi les différents types de détecteurs existants, les chambres d'ionisations sont toujours les mieux adaptées aux exigences du contrôle.

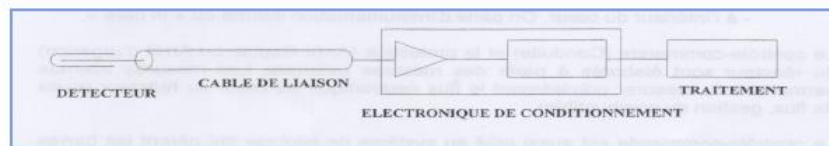


Figure 3.7. Schéma synoptique d'une chaîne de mesure neutronique.

Une chaîne de mesure neutronique se compose des parties ci-après:

Un détecteur neutronique qui délivre des impulsions dont la fréquence d'arrivée est proportionnelle au flux.

Une électronique de conditionnement du signal qui permet d'estimer au mieux les grandeurs physiques à mesurer et améliorer ainsi le rapport signal/bruit (figure 3.8). Cette électronique de conditionnement entièrement analogique réalise les fonctions suivantes [28]:

- Acquisition, amplification et mise en forme des impulsions issues du détecteur ;
- Discrimination des impulsions à l'aide d'un seuil en amplitude réglable pour éliminer les impulsions parasites (rayonnement gamma) dans le mode de comptage ;
- Élaboration de la haute tension nécessaire à la polarisation du détecteur ;
- Acquisition, amplification, filtrage et mesure du courant moyen ou de la fluctuation délivrée par le détecteur en modes courant et fluctuation ;

- Conversion de ce courant en tension par l'intermédiaire d'un amplificateur.

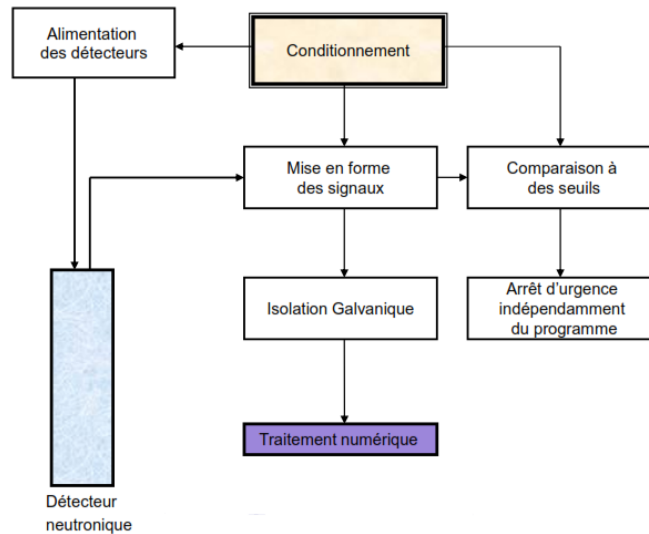


Figure 3.8. Diagramme de l'électronique de Conditionnement.

Dans le fonctionnement du réacteur TRIGA MARK II (figure 3.9), on distingue deux types de mesure:

- Thermodynamiques (Température, débit, pression) : Mesure précise de la puissance thermique. Ces mesures ont une réponse lente et ne sont significatives qu'à une température élevée. Ce type de mesures est utilisé pour la calibration de puissance (à puissance stable).
- Neutroniques (Flux de neutrons) : Mesure proportionnelle à la puissance réelle, avec une réponse rapide et une gamme dynamique importante > 10 décades. Ces mesures sont utilisées en protection et pilotage des réacteurs expérimentaux.

Ces deux types de mesure permettent d'assurer l'exploitation du réacteur en toute sécurité. Ce processus fait partie du contrôle-commande du TRIGA MARK II. Ce contrôle est réalisé par:

- Elaboration d'alarmes
- Initiation d'arrêt d'urgence : Contrôle rapide des barres de contrôle
 - Sur flux neutronique trop élevé
 - Sur température de combustible trop élevée
- Elaboration d'informations sur l'état du réacteur, à destination de la salle de commande.

L'objectif de ce contrôle est de garantir la sûreté du réacteur en effectuant une surveillance permanente du cœur en s'assurant du principe de base de la gestion d'un cœur (puissance homogène dans tout le cœur), du contrôle de la puissance instantanée du réacteur et enfin du contrôle de l'évolution de la puissance, par suivi du temps de doublement de la population neutronique.

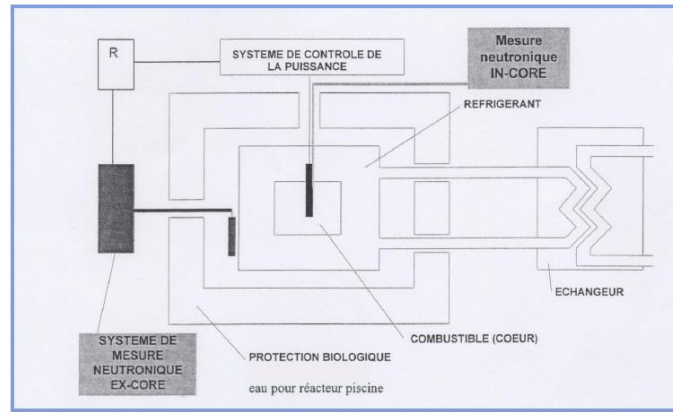


Figure 3.9. Schéma du principe de fonctionnement d'un réacteur.

Généralement, lorsqu'on envisage les mesures de puissance neutronique et l'utilisation des détecteurs, il est commode de distinguer trois domaines primordiaux de régimes du réacteur: régime de démarrage, niveau intermédiaire et niveau puissance. Ces trois phases sont contrôlées par une chaîne de mesure associée elle-même à un détecteur spécifique. Les détecteurs utilisés pour le contrôle des réacteurs doivent pouvoir répondre aux exigences résumées précédemment (Section 2.2).

Pour TRIGA MARK II, deux types de détecteurs neutroniques sont utilisés suivant la fonction de la chaîne de mesure associée, à savoir la chambre d'ionisation à dépôt de bore et la chambre à fission (CF) à dépôt fissile ^{235}U (figure 3.10). Ces détecteurs sont utilisés sous la forme de deux chambres d'ionisation à dépôt de bore associées aux chaînes (Ch1 et Ch2) de sûreté du réacteur; ces détecteurs fournissent un courant moyen proportionnel au flux neutronique et sont utilisés dans les deux zones: montée de puissance et puissance nominale. Une chambre à fission à dépôt fissile ^{235}U utilisée en mode impulsionnel sur toute la gamme dynamique de puissance et qui assure le pilotage du réacteur. Le tableau 3.3 illustre les caractéristiques principales de ces deux types de détecteurs avec les chaînes de mesure appropriées de chacun.

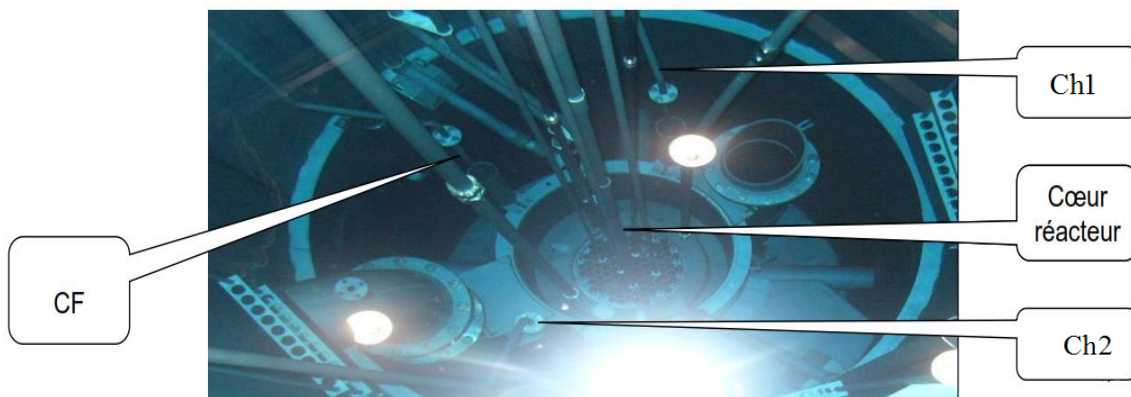


Figure 3.10. Chaînes de mesure neutronique dans TRIGA MARK II.

Type de détecteur	Chaîne	Sensibilité	Tension de polarisation	Paramètres spécifiques
Chambre d'ionisation	Ch1 & Ch2	$4,10^{-14} \text{ A} / (\text{n.cm}^{-2}.\text{s}^{-1})$	HT = + 650V HT _{max} = 700V	Pas de compensation donc détection de toutes les particules alpha, gammas, neutrons ce qui donne des erreurs. Mais on considère que le signal utile de neutrons est plus fort
Chambre de fission WL-7657	Ch1 & Ch2 et Ch3	$0,7 \text{ cps.s}^{-1} / \text{n.cm}^{-2}.\text{s}^{-1}$	HT = +700V HT _{max} = 800V	Discrimination d'amplitude : Seuil en dessous duquel toutes les impulsions sont rejetées, pour supprimer le bruit de fond gamma Disc = 2V

HT_{max} = 800V => le taux de comptage augmente avec la HT

Relation sensibilité – flux => Signal détecteur = Sensibilité × Flux

Tableau 3.3. Caractéristiques principales des détecteurs utilisés à la mesure neutronique dans TRIGA MARK II.

2.4.3 Méthodes d'estimation analogique et numérique

Le traitement du signal joue un rôle extrêmement important dans l'extraction des informations utiles des détecteurs. D'une manière générale, deux informations sont importantes avec la détection et la mesure des rayonnements : l'amplitude et la synchronisation de l'impulsion de sortie. L'information d'amplitude est importante en ce qui concerne les applications, tel que la spectroscopie d'énergie. D'autre part, il y a des applications temporelle, tel que le suivi des particules, dans lequel une synchronisation précise des impulsions est requise. Afin d'extraire ces informations à partir des impulsions d'une largeur étroite et faible amplitude, le traitement doit se faire soit par une chaîne de circuits analogiques, soit être converti en forme numérique pour l'analyse.

Dans le cas du réacteur, l'estimation du flux neutronique se fait donc au moyen de deux méthodes analogique et numérique utilisant soit la variance du signal (fluctuations), soit sa moyenne (courant). Il convient toutefois de noter que le traitement du signal numérique n'élimine pas le besoin de circuits analogiques de la chaîne électronique. Certaines unités analogiques sont toujours nécessaires pour amplifier le signal et le rendre utilisable pour les convertisseurs analogiques-numériques (ADC). La figure 3.11 montre les étapes typiques du traitement du signal analogique adaptées aux systèmes de détection.

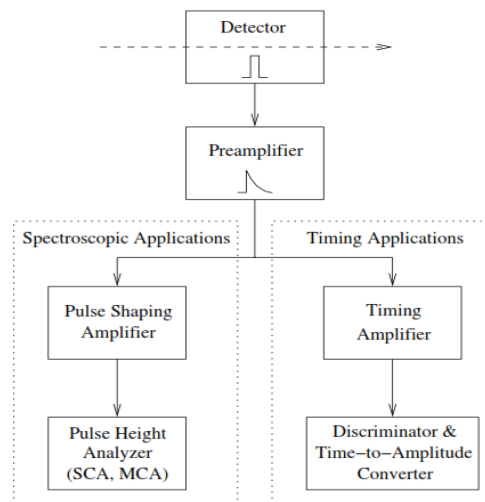


Figure 3.11. Etapes typiques du traitement du signal analogique impliquées dans l'application temporelle et spectroscopique.

2.4.3.1 Traitement analogique

Dans la section précédente, nous avons vu comment exploiter les chambres d'ionisation à dépôt fissile selon trois modes de fonctionnement. Ces modes peuvent être réalisées en analogique comme en numérique. En général, les systèmes installés dans les réacteurs utilisent les modes impulsionnel et courant pour l'exploitation de l'information neutronique. Cette approche nécessite l'utilisation de plusieurs chaînes de mesure pour couvrir l'ensemble des 10 à 12 décades de fonctionnement d'un réacteur. Le basculement de l'une à l'autre s'effectue alors soit du façon manuelle soit du façon automatique. L'électronique de conditionnement est majoritairement de type analogique avec tous les problèmes de la pérennité et de la stabilité dans le temps que cela peut engendrer.

En analogique, la chambre à fission présente l'intérêt de fonctionner dans les trois modes (figure 3.12). En mode impulsion, avec un conditionnement du signal basé sur un préamplificateur de charge, on réalise une mesure en mode PHA (Pulse Height Analyser). En mode fluctuation ou courant, on numérise le signal pour en mesurer, respectivement, sa variance (mode *Campbelling*) ou sa moyenne. Dans le cas du réacteur TRIGA MARK II, les sorties analogiques (figure 3.13) fournies des informations sur : la puissance neutronique dans les trois chaînes (Ch1, Ch2 et Ch3), la période de la chaîne (Ch3) et le taux de comptage. Il est à signaler que, toutes ces informations sont affichées sur des ensembles électroniques indépendamment du soft (sauf Ch3).

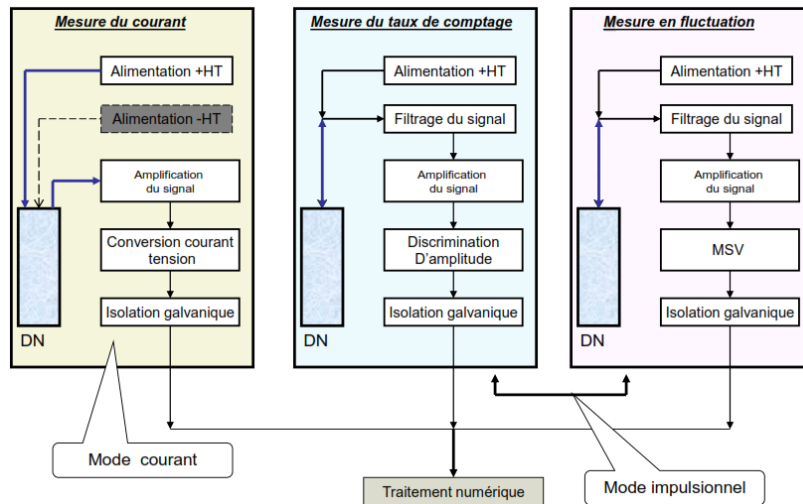


Figure 3.12. Conditionnement du signal neutronique. DN désigne le détecteur neutronique.

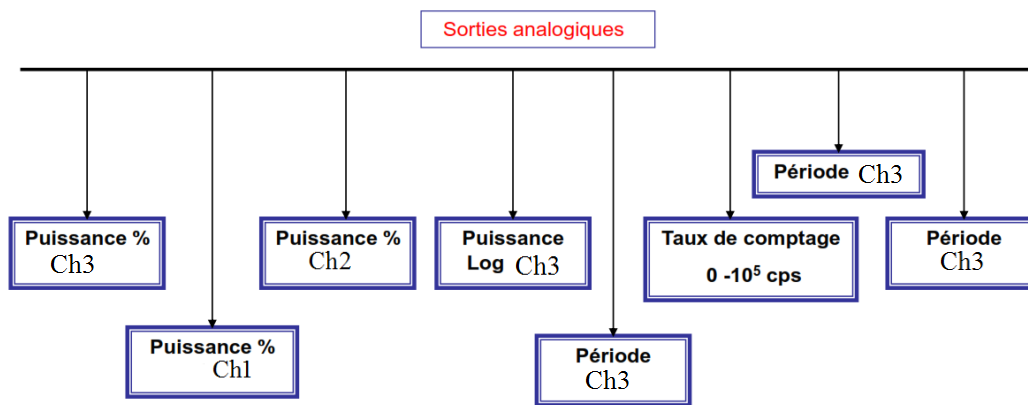


Figure 3.13. Schéma des informations fournies par les sorties analogiques du TRIGA MARK II.

2.4.3.2 Traitement numérique

La méthode d'estimation numérique est une alternative à la méthode analogique que nous avons discutée jusqu'à présent. L'idée fondamentale est de numériser le signal pré-amplifié, puis traiter les données numériquement. Cette approche numérique devient très importante et plus puissante que son homologue analogique. Les tâches compliquées de manipulations des impulsions qui utilisent des circuits analogiques extrêmement complexes, peuvent être manipulées à l'aide de codes informatiques. En outre, les algorithmes et les codes informatiques peuvent être modifiés selon les exigences particulières sans changer les composants matériels. La datation des impulsions et le bruit neutronique sont parmi les techniques des estimations numérique les plus connues en neutronique [24]. Le traitement numérique dans TRIGA MARK II permet de calculer le taux de comptage, le courant, la période, le temps de doublement et la puissance. Il contribue aussi à l'autocontrôle de la gestion des interfaces (figure 3.14).

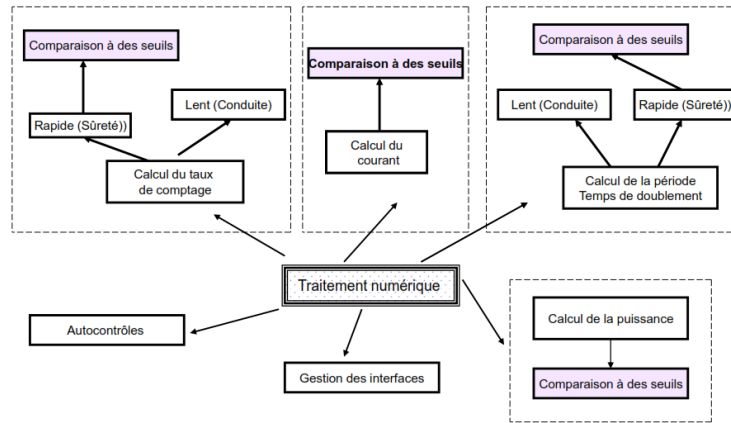


Figure 3.14. Diagramme de traitement numérique au TRIGA MARK II.

D'une manière particulière, pour faire une meilleure estimation de flux neutronique il faut que la mesure au niveau du cœur ou autour de la cuve mette en œuvre une partie analogique qui doit être performante en termes de bruit électronique et une partie numérique qui va permettre de réaliser un filtrage de l'information neutronique avec des algorithmes performants. Visant à améliorer la partie numérique, nous nous sommes proposés d'utiliser une nouvelle approche basée sur les méthodes de séparation aveugle de sources pour résoudre les problèmes rencontrés lors de la manipulation des signaux délivrés par les détecteurs neutroniques particulièrement l'influence des rayonnements gamma (figure 3.15) et qui sera traité dans le troisième chapitre de ce rapport.

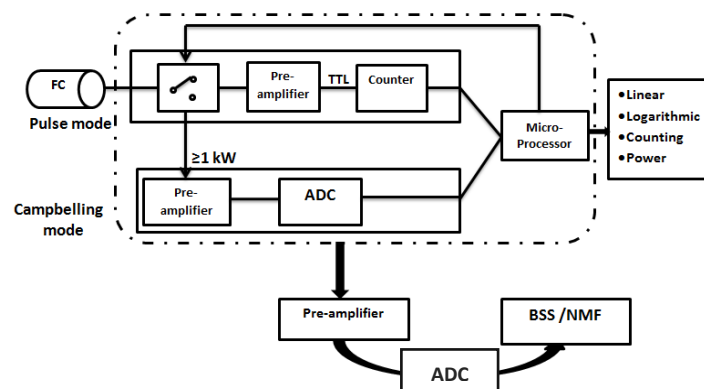


Figure 3.15. Schéma illustratif du système de surveillance neutronique au TRIGA MARK II avec l'approche proposée pour améliorer ce système.

3 Scintillateur organique

La détection des particules ou rayonnements ionisants s'articulent autour de deux types d'interaction de ces rayonnements avec la matière, à savoir l'ionisation ou l'excitation. Cela permet de distinguer trois grandes classes de détecteurs [1] :

- Détecteurs à gaz;
- Détecteurs à semi-conducteurs;
- Détecteurs à scintillation.

Dans cette partie, nous nous contenterons de nous focaliser sur les détecteurs à scintillation. La scintillation peut être produite directement par le rayonnement, ou par l'intermédiaire d'un autre noyau. Globalement, les détecteurs à scintillation utilisent soit le mécanisme de recul ou celui de réaction. Ils peuvent utiliser des milieux de détection solide, liquide ou gazeux. Les milieux de détection peuvent être très variés et conduisent à de nombreuses options. L'organigramme de la figure 3.16 détaille les deux classes de scintillateurs utilisés pour des applications en physique nucléaire. Dans ce travail, nous nous intéressons uniquement à un des scintillateurs organiques qui est à base du cristal le stilbène ($C_{14}H_{11}$). Nous décrirons en premier lieu la physique de scintillation, puis la relation avec la discrimination neutron-gamma et enfin nous aborderons les techniques conventionnelles de la discrimination basées sur la forme d'impulsion (Pulse Shape Discrimination).

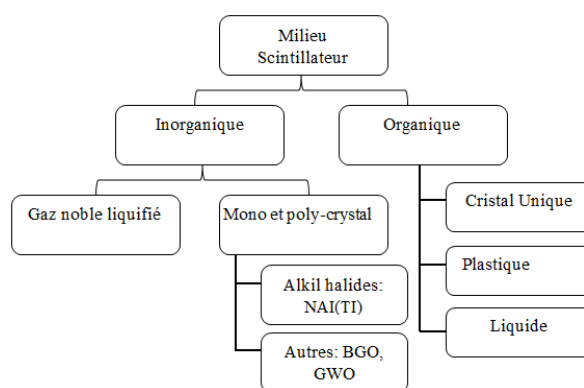


Figure 3.16. Différentes classes de scintillateurs.

3.1 Mécanisme de la scintillation

L'émission de la lumière dans les milieux scintillants organiques s'effectue via trois mécanismes : la fluorescence, la phosphorescence et la fluorescence retardée [29], [30].

Pour le processus de la fluorescence, l'émission de la lumière est très brève, sa durée va de 10^{-12} à 10^{-9} secondes. La figure 3.17 illustre ce processus où l'énergie déposée dans un milieu, par la particule ionisante, excite les électrons de l'état fondamental (S_0) et les transferts vers des états π singuliers ($S_1, S_2 \dots$) de spin 0. Les électrons de ces états excités vont rapidement retourner à l'état fondamental par l'émission d'un photon.

La phosphorescence commence d'une manière similaire à la fluorescence. La différence réside dans le fait que l'électron après excitation migre d'un état singulier ($S_1, S_2 \dots$) vers un état triplet (T_1, T_2, \dots) de spin 1 par le biais de la transition inter-état. Ces états triplets sont instables et l'électron va décroître vers l'état fondamental par l'émission d'un photon. Il est à signaler que ces états sont toujours d'une énergie inférieure aux états singuliers et donnent donc une émission dans le proche UV (UltraViolet) et le visible. Pour le dernier processus fluorescence retardée, l'électron est excité vers un état triplet via un état singulier. Il peut retourner dans les états singuliers (S_1, S_2, \dots), si une énergie additionnelle lui est transférée. Précisément, ce processus se produit quand deux électrons excités vers un état triplet interagissent entre eux. Un des deux électrons se désexcite vers l'état fondamental (S_0) et

l'autre retourne vers un des états singuliers excités pour retourner ensuite vers l'état fondamental en émettant un photon [29],[30].

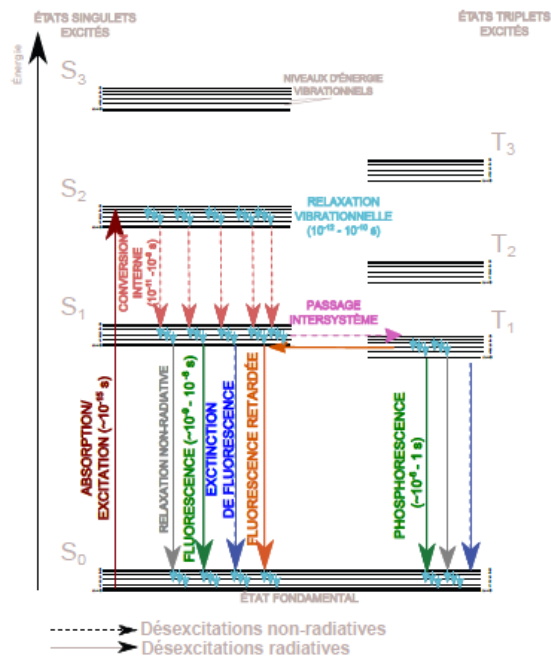


Figure 3.17. Diagramme de Perrin Jablonski de Molécules fluorescentes [29].

Pour les scintillateurs inorganiques et dans un matériau parfait, les électrons de la bande de valence sont liés au noyau et ceux de la bande de conduction sont relativement libres comme le montre la figure 3.16. Entre les deux bandes, on retrouve la bande interdite (aucun électron ne peut exister) [29]. Après l'interaction, un électron de la bande de valence est excité vers la bande de conduction où il sera instable. Son retour vers la bande de valence va s'accompagner d'une émission d'un photon d'une énergie unique dans l'UV. Issue de l'imperfection du matériau, de nouveaux états énergétiques sont créés dans la bande interdite ce qui est similaire à celui des états triplets dans les scintillateurs organiques. Cela donne la naissance de mécanismes de phosphorescence et de phosphorescence retardée.

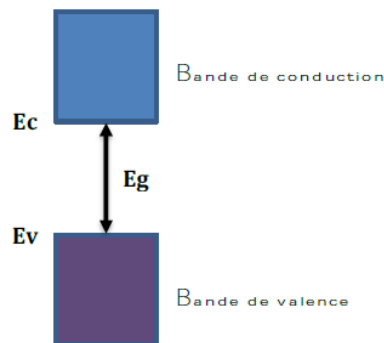


Figure 3.18. Gap des semi-conducteurs.

Par ailleurs, les scintillateurs doivent avoir les propriétés suivantes pour être utilisés en tant que détecteur [1] :

- L'énergie cinétique des particules chargées doit être convertie en lumière à des longueurs d'ondes détectables avec les technologies de photomultiplicateur (PMT) utilisées.
- Le rendement de luminescence (rapport du nombre de photons de scintillation mesuré en sortie du détecteur et de l'énergie déposée par la particule incidente dans le milieu scintillant) par particule doit être le plus élevé possible.
- Le rendement de luminescence doit être constant quelle que soit l'énergie déposée sur le plus large spectre d'énergie possible.
- La matrice organique utilisée doit être transparente à sa propre longueur d'onde d'émission afin de permettre la meilleure détection possible en évitant la réabsorption.
- Les matériaux doivent être d'une qualité optique optimale et pouvoir être fabriqués à des tailles variables afin d'être adaptables aux différentes applications auxquelles ils se destinent.
- Leur temps de réponse doit être assez court pour permettre l'obtention de signaux assez rapides [30].

Dans ce travail de recherche, les scintillateurs organiques sont destinés à la détection neutronique pour appliquer des techniques du traitement du signal à la discrimination neutron-gamma. Ils sont considérés comme les candidats parfaits pour la détection de neutrons rapides depuis que des techniques de discrimination neutron-gamma par forme de l'impulsion (PSD) ont été développées, comme le décrit Brooks en 1958 [2].

3.2 Discrimination neutron-gamma

L'extraction des caractéristiques distinctives des impulsions générées à partir des divers phénomènes naturels ou artificiels, à des fins de discrimination est d'une importance considérable. En particulier, de nombreuses recherches ont été développées dans le cadre de la discrimination des impulsions neutroniques à des rayons gamma.

Les scintillateurs organiques sont donc le meilleur choix envisageable pour réaliser la séparation. Ils sont particulièrement des matériaux riches en hydrogène avec une capacité élevée de piéger l'énergie cinétique de neutrons par des collisions neutron-proton (diffusion élastique), ce qui produit des protons de recul conduisant à la détection et à la mesure des neutrons. Cela constitue la base de la discrimination neutron-gamma par la forme d'impulsion dans les scintillateurs avec une contribution plus grande de la phosphorescence. La fraction de la lumière émise par phosphorescence dépend du coefficient linéaire de transfert d'énergie (Linear Energy Transfer (LET)) du rayonnement incident; plus le LET est élevé et plus la fraction de la lumière émise par phosphorescence est élevée. Les rayons gamma et les électrons rapides qu'ils produisent par le biais de l'effet photoélectrique, Compton et la création de paires ont un faible LET, par conséquent ils produisent une faible émission de lumière par phosphorescence. Alors que, les neutrons qu'ils produisent par des particules chargées lourdes ont un LET relativement élevé [29], [30], par conséquent la fraction de la lumière émise par phosphorescence est assez élevée. Il en résulte que, la lumière produite par un rayon gamma décroît plus rapidement qu'une lumière produite par un neutron. C'est cette caractéristique qui est exploitée pour différencier les neutrons du rayonnement gamma comme

représenté sur la figure 3.17. La discrimination neutron-gamma selon la forme d'impulsion (PSD).

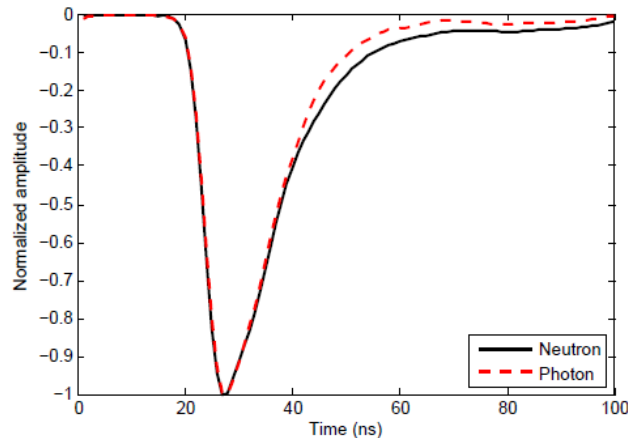


Figure 3.19. Discrimination neutron-gamma selon la forme d'impulsion (PSD).

Pour les scintillateurs organiques, ainsi que pour certains inorganiques, la discrimination de la forme d'impulsion a été reconnue comme l'une de leurs caractéristiques distinctives. Cela convient pour l'approche de discrimination conventionnelle qui consiste à appliquer PSD uniquement aux différents segments des signaux neutronique et photonique avec la suppression de leurs segments similaires. Il existe d'autres techniques analogiques de PSD comme les techniques du temps de montée, du passage par zéro, l'intégration de charge, etc. Ces méthodes seront détaillées dans la section suivante.

3.3 Techniques de la discrimination basées sur la forme d'impulsion

Dans la spectroscopie nucléaire, diverses techniques analogiques et numériques ont été développées pour la discrimination des particules.

Selon les caractéristiques extraites par les méthodes PSD, elles peuvent être classées soit comme des méthodes de domaine temporel soit comme des méthodes de domaine fréquentiel. Les méthodes de domaine temporel utilisent les échantillons des signaux à un moment précis, ce qui rendent ces méthodes plus sensibles au bruit et à l'intensité lumineuse. Les méthodes de domaine fréquentiel sont obtenues en transformant les impulsions numérisées via les techniques de transformation de fréquence (transformée sinusoïdale discrète, transformée de Fourier rapide, transformée de cosinus discrète, etc.), de sorte que les impulsions, qui sont corrélées, sont converties en un ensemble de valeurs des variables non corrélées appelées *coefficients*, par conséquent un ou plusieurs de ces coefficients sont utilisés pour la discrimination.

Le tableau 3.4 montre les différentes méthodes de PSD mises en œuvre dans le domaine temporel et fréquentiel en utilisant des méthodes conventionnelles ou numériques.

Les Méthodes de PSD implémentées dans le domaine temporel	
Passage par zéro	Méthodes Conventionnelles
Temps de montée	
Comparaison de charge	
Analyse de gradient d'impulsion	
Discriminateur de temps constant	
Réseau de neurones	Méthodes numériques
Logique floue	
Ajustement de la courbe	
Reconnaissance de formes	
Les Méthodes de PSD implémentées dans le domaine temporel et le domaine fréquentiel	
Analyse de gradient de fréquence	Méthodes numériques
Analyse des composantes indépendantes	
Intercorrélation	
Ondelettes (Continue et Discrète)	

Tableau 3.4. Méthodes de PSD du domaine temporel et du domaine fréquentiel.

3.3.1 Technique de PSD

La discrimination PSD est essentiellement utilisée pour identifier les différents types de rayonnements (neutrons, gammas, alphas et particules beta). Elle exploite la dépendance du signal aux caractéristiques des particules (énergie, masse et charge). La différence de la forme d'impulsion est due à la « dépendance du profil temporel des impulsions en tension » produit par le détecteur à travers une interaction.

La PSD est une approche proposée pour réaliser la discrimination entre neutrons et rayons gamma. Cette méthode exploite le fait que l'émission optique des scintillateurs résultante d'une excitation par neutron a une durée beaucoup plus longue que celle qui résulte d'une excitation gamma. Les méthodes PSD sont totalement dépendantes de l'impulsion de sortie du détecteur qui est directement utilisée pour l'analyse ou déjà analysée après pré-amplification. La charge intégrée sur toute l'impulsion est une fonction de l'énergie et de type du rayonnement détecté. La composante montante de l'impulsion est représentative du type de rayonnement détecté alors que la composante retardée de l'impulsion donne une mesure de performance du détecteur.

La performance des méthodes PSD a été traditionnellement quantifiée par la Figure de Mérite (Figure of Merit (FOM)) [29],[30],[31]. Une autre méthode de quantification de la performance PSD consiste à mesurer le pourcentage des impulsions d'un rayonnement particulier mal classé, il s'agit par exemple du renversement du signal de rayonnement gamma dans la région d'intérêt beta (Region of Interest (ROI)).

$$FoM = \frac{S}{FWHM_n + FWHM_\gamma} \quad (3.11)$$

Où, S est la séparation entre les pics de deux événements, $FWHM_\gamma$ et $FWHM_n$: largeur à mi-hauteur (Full Width at Half Maximum, FWHM) des rayons γ et des neutrons

respectivement. Les grandeurs sont intégrées sur une plage spectrale particulière (dont la définition influence très significativement la valeur du facteur de mérite).

3.3.2 Technique du temps de montée (Rise time)

La méthode du temps de montée ne fonctionne pas directement avec l'impulsion du photomultiplicateur mais avec son intégrale. Cette technique mesure généralement la différence entre la charge totale intégrée sur toute l'impulsion et la charge intégrée sur la partie montée ou la partie retardée de l'impulsion. Elle détermine le rapport de charge à partir de la queue d'impulsion à la charge totale intégrée sur toute l'impulsion. Sa performance se dégrade pour des taux d'événements élevés en raison des effets d'empilement. La performance peut être améliorée par le rejet de paires pulsées étroitement espacées au début de la discrimination PSD, mais cela diminuera le taux de passage.

3.3.3 Technique de passage par zéro (Zero crossing (Z/C))

La méthode du passage par zéro connu sous le nom Zero Crossing (Z/C) est largement utilisée pour PSD. Elle est utilisée à la fois pour les scintillateurs organiques et les inorganiques [32]. Cette méthode repose sur une série d'opérations mathématiques appliquées directement sur le signal. L'intégrale de la charge et la hauteur de la queue de l'impulsion varie selon les types des particules qui ont interagi avec le scintillateur. Dans cette technique, la discrimination est basée sur le temps auquel le passage par zéro se réalise. Le signal a été différencié à l'ordre 1.

Comme illustré la figure 3.18, le signal est intégré pour obtenir la charge du signal. Puis, il est dérivé afin d'obtenir l'instant de passage du signal intégré par le maximum de la charge. En outre, un discriminateur à fraction constante permet de déclencher le début du codage temporel avec le début du signal quelle que soit l'amplitude de l'impulsion issue de photomultiplicateur [33]. Enfin le signal provenant du convertisseur temps-amplitude est envoyé sur un analyseur multicanaux. Cela permet de visualiser et d'analyser la qualité de séparation entre les signaux neutron-gamma.

D'une manière générale, la qualité de discrimination de cette méthode est donnée par la variable M qui représente le rapport entre ΔC (l'intervalle qui sépare les deux pics étudiés) et la somme de leur largeur mi-hauteur ($FWHM$), comme cela est détaillé par l'équation:

$$M = \frac{\Delta C}{FWHM_{\gamma} + FWHM_n} \quad (3.12)$$

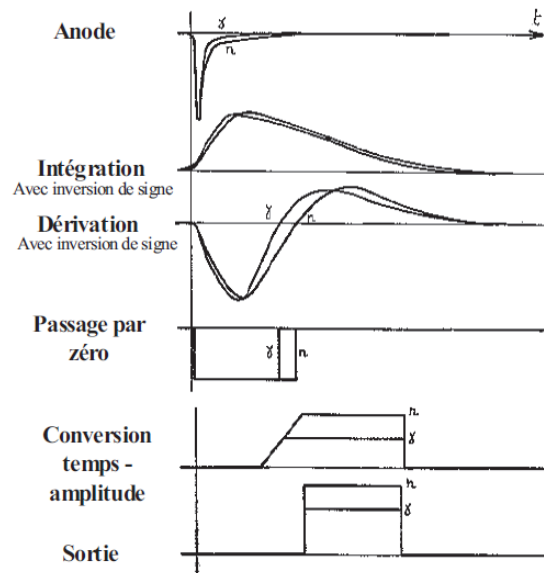


Figure 3.20. Principe de la discrimination neutron-gamma par la méthode Z/C.

3.3.4 Technique de comparaison de charge (Charge comparison)

Cette méthode est très proche du Z/C dans le sens où ces deux méthodes se basent sur la composante lente de descente de fluorescence née d'une interaction neutron. Ceci est dû au fait qu'une interaction gamma donne naissance à une descente plus rapide qu'un neutron. Dans le cas des scintillants discriminants, on peut donc déterminer la nature de la particule à l'origine de l'interaction et la discriminer [34],[35]. Deux convertisseurs analogiques-numériques (ADC) sont utilisés dans cette méthode ; l'un pour intégrer la charge totale de l'impulsion, et l'autre pour intégrer la charge de la composante rapide ou la composante lente de la même impulsion. La comparaison des deux grandeurs de charge va montrer le type de particule qui produit l'impulsion. Cette méthode repose donc sur la différence entre la distribution du temps prévue pour une particule fortement ionisante (neutron) et qui présente une queue notable et celle d'un électron (gamma) avec une queue beaucoup plus courte. La qualité de discrimination varie en fonction de la partie de la charge lente (figure 3.19).

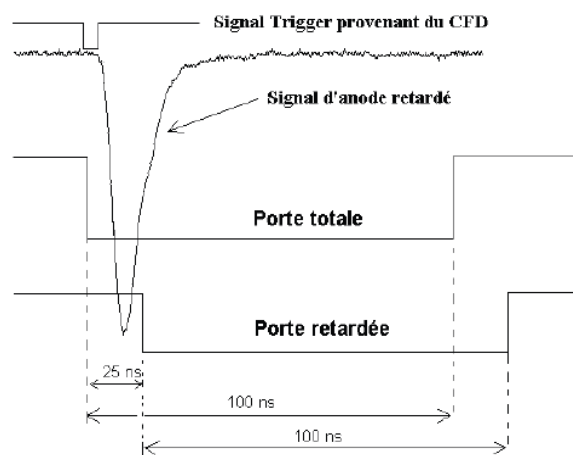


Figure 3.21. Répartition temporelle des signaux pour la discrimination neutron gamma par la méthode de la comparaison de charge.

3.3.5 Technique d'analyse en gradient d'impulsion (Pulse Gradient Analysis (PGA))

La technique PGA est non linéaire; utilise une analyse de gradient pour discriminer les particules. Elle est basée sur la mesure du gradient à partir de deux échantillons appropriés de l'impulsion; le premier est l'amplitude du pic et le second représente l'amplitude à un temps spécifié après le pic. Le deuxième échantillon devrait être mesuré de façon optimale 15-25 ns après le premier échantillon. La détermination de ce temps dépend des caractéristiques du scintillateur et du photomultiplicateur [36]. Cette mesure du gradient est déterminée en calculant le rapport du pic d'impulsion P_p et l'échantillon retardé par des échantillons de décalage $S_p + delayed$, détectés expérimentalement selon le scintillateur par :

$$R = \frac{S_p + delayed}{P_p} \quad (3.13)$$

La valeur de R détermine le type de la particule. Si la valeur de R est inférieure au seuil, l'événement est considéré comme un événement de rayons gamma, sinon c'est un événement de neutron. Les impulsions devraient être normalisées dans cette approche (figure 3.20).

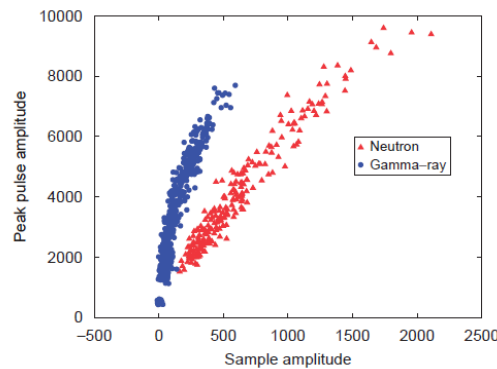


Figure 3.22. Diagramme de diffusion des données enregistrées avec la source Am-Be. Amplitude du pic de l'impulsion par rapport à l'amplitude de l'échantillon utilisé par la méthode PGA. Données n'ont pas été normalisées.

3.3.6 Technique de transformée en ondelettes

La plupart des méthodes de discrimination dans les systèmes de détection de scintillation utilisent les fonctions temporelles du signal. La méthode de transformation d'ondelettes [9], [37] a été la première méthode de discrimination fréquentielle utilisée l'ondelette de Haar [38]. Les caractéristiques fréquentielles du signal sont moins sensibles au bruit et des variations brusques du signal. Elles peuvent être facilement mises en œuvre dans la technologie des cartes réseau de portes programmables (Field-Programmable Gate Array (FPGA)) et peuvent également être utilisées comme des méthodes robustes à la discrimination de la forme d'impulsion en temps réel.

La transformée en ondelette d'un signal $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ (l'espace des fonctions intégrables carrées sur \mathbb{R}) à une échelle $a > 0$ et une translation b est définie par:

$$W_f(a,b) = \left\langle f, \psi_{a,b} \right\rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left(\frac{t-a}{b} \right) dt \quad (3.14)$$

Où $\psi \in L^2(R)$ est la fonction d'ondelettes avec moyenne nulle et unité L_2 norme $\|\psi\|=1$.

On distingue deux types de la transformée en ondelettes: Continue et discrète.

La transformée en ondelettes continue (TOC) a été conçu pour fournir des informations sur le temps et la fréquence. Une ondelette mère est mise à l'échelle et décalée puis convertie avec le signal donné. Les informations de fréquence et du temps sont extraites en faisant varier respectivement l'échelle et les facteurs de translation

La transformée en ondelettes discrète (TOD) est une version discrétisée de TOC. L'ondelette mère est échantillonnée et chaque échantillon du signal est convolé avec l'ondelette échantillonnée.

Une nouvelle fonction $P(a)$ appelée *fonction d'échelle* est définie [9] comme l'énergie de la transformée en ondelettes du signal à une échelle spécifique et avec différentes facteurs de translation (figure3.21) :

$$P(a) = \frac{1}{1+n_b} \sum_{j=0}^{n_b} \left| W_{\psi}^s(a, b_j) \right|^2 \quad (3.15)$$

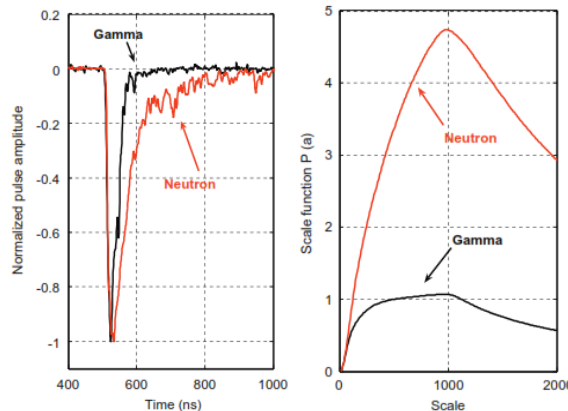


Figure 3.23. Formes typiques d'ondes de neutrons et gammas avec leurs fonctions d'échelle obtenues à partir du scintillateur liquide EJ-301.

En sélectionnant les valeurs de la *fonction d'échelle* aux échelles 512 et 1024 (puissances de deux pour utiliser la transformée en ondelettes discrètes) comme des paramètres de discrimination ils sont définis par les deux équations suivantes :

$$\begin{aligned} f_1 &= P(a) \Big|_{a=512} \\ f_2 &= \frac{P(a) \Big|_{a=1024}}{P(a) \Big|_{a=512}} \end{aligned} \quad (3.16)$$

Le résultat du travail de discrimination est illustré à la figure 3.22.

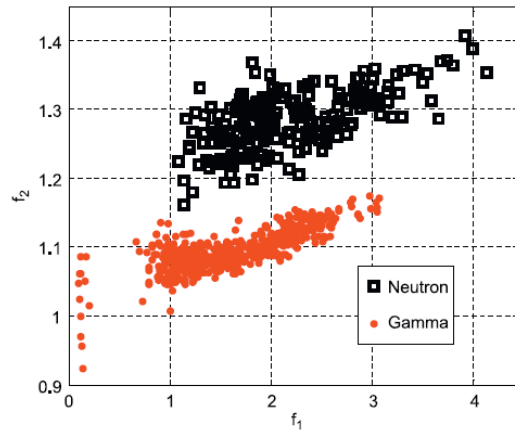


Figure 3.24. Diagramme de diffusion du paramètre de caractéristique f_2 vs f_1 obtenu à partir du scintillateur liquide EJ-301.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les détecteurs neutroniques sur lesquels nous nous appuyons pour faire des mesures neutroniques et photoniques

L'état de l'art a montré l'importance de ces mesures dans le but d'améliorer la détection neutronique dans un champ photonique en utilisant deux types de détecteurs neutroniques à savoir la chambre à fission pour le contrôle du réacteur TRIGA et le scintillateur organique pour des applications en spectrométrie neutronique.

La chambre à fission est le détecteur le mieux adapté aux exigences du contrôle-commande du réacteur TRIGA MARK II pour la mesure de la puissance neutronique. Ses modes de fonctionnement usuels dépendent de l'intensité de flux. Il s'agit du Mode Impulsion, du Mode Fluctuation et du Mode Courant. Ces modes permettent de couvrir l'ensemble de la dynamique de fonctionnement d'un réacteur avec un seul capteur. L'acquisition et le traitement de flux sont réalisés par des ensembles électroniques appropriés analogique ou numérique.

Egalement, les détecteurs à scintillation, en particulier les scintillateurs organiques, ont été présentés. Ces détecteurs sont considérés comme les plus envisageables lors de la détection des neutrons dès lors que les techniques de discrimination neutron-gamma par forme de l'impulsion (PSD) ont été développées en spectroscopie neutronique.

Vu l'importance de ces détecteurs dans la recherche scientifique et les applications industrielles de la neutronique, nos travaux se sont inscrits dans un projet ambitieux ayant pour objectif d'introduire de nouvelles méthodes d'estimation du flux neutronique basées sur l'exploitation de la puissance de nouvel algorithmes de traitement numérique du signal. Notre objectif est de contribuer au développement de la partie numérique des méthodes actuelles. En effet, le développement des techniques de traitement des impulsions numériques offre plus d'avantages que le traitement analogique pour la discrimination dans la détection des particules. Ces avantages couvrent entre autres [36], [37] : La réduction du matériel, l'analyse multi-paramètres, la polyvalence accrue, les performances améliorées, l'augmentation du débit, le fonctionnement entièrement contrôlé par ordinateur, la grande fiabilité et la

flexibilité. Ainsi, notre contribution consiste à introduire les méthodes de la séparation aveugle des sources qui reposent sur des algorithmes de la factorisation en matrices et en tenseurs non-négatives. Dans la suite de ce manuscrit, nous allons détailler ces techniques de la séparation aveugle des sources.

Chapitre 4

Méthodes de séparation aveugle des sources

1 Introduction

1.1 Historique

Les problèmes de la séparation et l'estimation des sources originales à travers des capteurs, sans connaître les caractéristiques des canaux de transmission et les sources peuvent être résolus grâce au traitement aveugle du signal. Le traitement aveugle du signal inclut trois domaines principaux : l'analyse en composantes indépendantes, la séparation aveugle des sources, l'extraction aveugle du signal ou la déconvolution aveugle multicanaux. Dans ce travail nous utilisons la séparation aveugle des sources.

D'une manière générale, l'objectif principal d'une chaîne de traitement du signal est d'extraire des informations utiles à partir de données brutes enregistrées par des capteurs qui incluent aussi du bruit. Le concept du signal et de bruit est relatif et dépend de l'observateur. Dans ce contexte de nouvelles méthodes de traitement du signal numérique ont été élaborées pour résoudre le problème du mélange, telles que les méthodes de séparation aveugle des sources communément appelées Blind Source Separation (BSS) [39].

La séparation aveugle des sources est un problème générique de traitement des données soit sous forme de signaux ou d'images. Cette méthode a été introduite dans les années 80 par Ans, Héroult et Jutten dans le cadre des études neurobiologiques [40], [41] et par Bar-Ness dans le domaine du traitement d'antennes [42], [43]. En 1994, P. Comon et al., a formalisé le lien entre la méthode d'analyse en composantes indépendantes (ICA) et les BSS dans le cadre d'un mélange linéaire [44]. Quelques années après (1999), Taleb et Jutten [45] ont initié un nouveau type de mélange, les mélanges post non linéaires (PNL). Récemment Cardoso [46], propose "the three easy routes to independent component analysis" pour des mélanges linéaires de telle sorte que les deux problèmes d'ICA et de BSS soient équivalents. Ces cas diffèrent selon les hypothèses sur le modèle des sources, par exemple des sources non gaussiennes, ou bien des sources gaussiennes non stationnaires, ou enfin, des sources gaussiennes corrélées temporellement.

De nos jours, les outils BSS suscitent un grand intérêt dans des nombreux domaines d'application allant du traitement de signaux audio (problème de cocktail party) [39] au traitement d'images, en passant par les télécommunications ou la chimométrie. D'autres applications des méthodes de BSS telles que la nuance, l'analyse de documents textes ou encore la gestion de machines tournantes sont présentées dans les livres consacrés à la séparation des sources [47], [48].

1.2 Concept et formalisme mathématique de la méthode de séparation aveugle des sources (BSS)

Le caractère non-stationnaire et bruité des impulsions enregistrées à la sortie des détecteurs neutroniques rend difficile l'interprétation du signal neutronique accompagné toujours par les rayonnements gamma qui s'ajoutent au bruit de fond du détecteur.

Afin d'améliorer la qualité du signal neutronique, la discrimination neutron-gamma est considérée comme étant un problème de séparation aveugle des sources. Ce problème consiste à concevoir des méthodes capables de restaurer un ensemble de signaux sources à partir des observations qui correspondent à des mélanges de ces sources. Ces observations sont obtenues par un réseau de capteurs à travers un modèle de mélange linéaire ou non linéaire H . A la différence des techniques classique de séparation, cette méthode utilise les statistiques d'ordre 2 et d'ordre supérieur qui sont exploitées par l'hypothèse d'indépendance statistique des signaux sources. Le but est de retrouver les signaux sources avec un minimum d'informations a priori sur les sources et la fonction de mélange, cela convient le terme *aveugle*.

La BSS possède plusieurs degrés de difficulté, selon les caractéristiques des sources et notamment du mélange. Dans la littérature trois paramètres sont à prendre en considération:

- Le premier paramètre représente le nombre d'observation m par rapport au nombre des sources n , ceci permis de distinguer deux cas: surdéterminé ($m > n$) et sous-déterminé ($m < n$) ;
- Le deuxième paramètre est la nature du mélange qui peut être linéaire, convolutif ou non linéaire ;
- Le troisième paramètre c'est la nature des sources qui peuvent être mutuellement indépendantes, au moins à l'ordre 2, stationnaire ou non-stationnaire, etc.

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour résoudre le problème de séparation aveugle de sources à savoir les quatre approches proposées (figure 4.1) par A.Cichocki et Amari. [39].

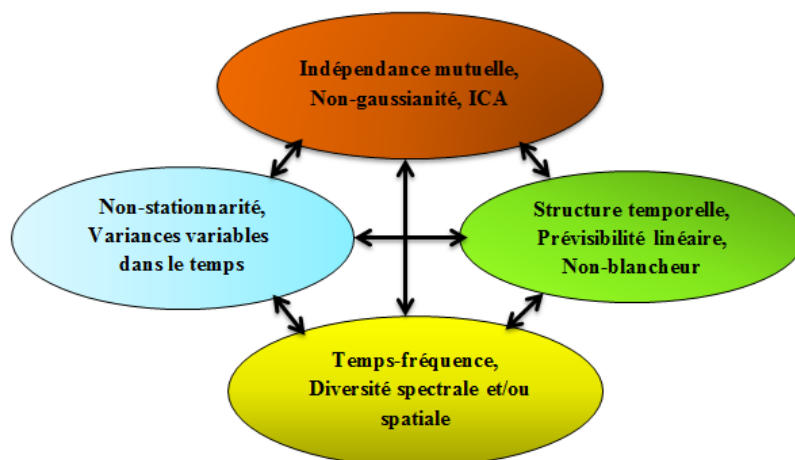


Figure 4.1. Les quatre approches de base de la séparation aveugles des sources.

- Approche 1 : Mélanges de sources mutuellement indépendantes non –Gaussiennes et à faibles DSP.
- Approche 2 : Mélanges de sources non-stationnaires et à variances variables dans le temps.
- Approche 3 : Mélanges de sources à structures temporelles définies et/ou linéairement prédictibles.
- Approches 4 : Mélanges de sources de natures diverses et à caractéristiques spatiales, temporelles et fréquentielles communes.

Mais bien qu'efficaces, la plupart de ces algorithmes nécessitent de « fortes » hypothèses sur les sources qui ne sont pas toujours vérifiées en pratique et/ou présentent des problèmes de grande sensibilité au bruit.

Partant de la configuration générale de la séparation aveugle de sources donnée dans la figure 4.2, le problème de BSS se formule de la manière suivante :

En considérant le schéma synoptique du problème de séparation des sources, illustré par la figure 4.2, le vecteur des m observations $Y(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k)]$ est défini comme une combinaison des n sources $X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)]$ et du bruit $E(k)$, tel que [39]:

$$Y(k) = AX(k) + E(k) \quad (4.1)$$

Avec A est une matrice $n \times m$ appelée matrice de mélange.

La résolution de ce système d'équations permet d'obtenir la meilleure approximation des composantes indépendantes $X_i(k)$ et de la matrice A décrivant le processus physique du mélange. Ceci revient à identifier une matrice $W=A^{-1}$, dite matrice de demixage (ou séparateur), telle que :

$$\hat{X} = WY(k) \quad (4.2)$$

Où $Y(k)$ est le vecteur des sources mutuellement indépendantes, estimées par l'algorithme de séparation. Leurs projections sont données par la matrice estimée du mélange $\hat{A} = W^{-1}$, dont chaque colonne représente l'effet de la source estimée correspondante, prise indépendamment, sur tous les capteurs [39].

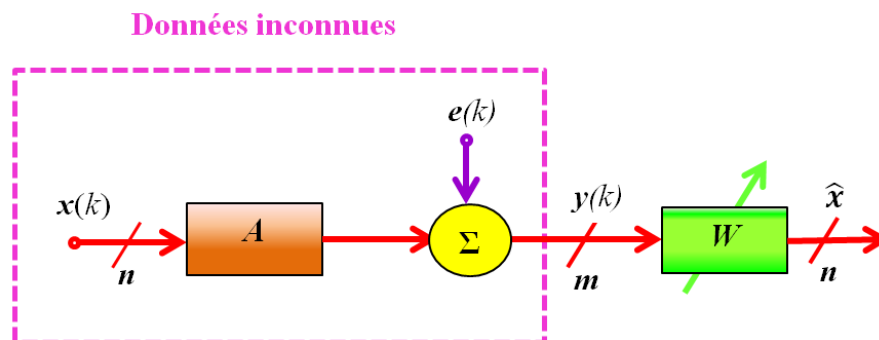


Figure 4.2. Synoptique de la séparation aveugle de sources.

Concernant les mélanges linéaires la plupart des méthodes de BSS sont fondées sur l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA). Certaines méthodes proposées depuis peu dépassent ce cadre, soit en exploitant la propriété de non-négativité des signaux considérés par l'utilisation des méthodes de factorisation en matrices ou en tenseurs non-négatifs. Dans

ce travail de recherche, l'application de ces méthodes innovantes de BSS est appliquée à la discrimination neutron-gamma.

1.3 Utilisation

La BSS est un sujet de recherche très actif à cause de son intérêt théorique et de ses nombreuses applications pratiques dans différents domaines comme:

- Le domaine médical : elle est utilisée pour l'extraction non invasive de l'Electro Cardio Gramme (ECG), l'ElectroMyoGramme (EMG) ou l'Electro Encéphalo Gramme (EEG) [49] [50] ;
- Le domaine de la communication : le problème le plus connu est certainement *cocktail party* [39] ;
- Le domaine de la sismologie : estimer les différents sources à l'origine d'un séisme [51] ;
- Le domaine de la physique nucléaire : identifier des Émetteurs du rayonnement gamma et résoudre le problème de pile-up à la sortie du préamplificateur HPGe utilisé dans les chaînes de la spectrométrie gamma [52], [53].

2 Factorisation en matrices non-négatives

2.1 Introduction

La factorisation en Matrices Non-négative (FMN) (Non-negative Matrix Factorization (NMF)) a tout d'abord été introduite par les travaux de Paatero et Tapper [54] au milieu des années 90 sous l'appellation de PMF (en anglais : Positive Matrix Factorisation). A la fin de la même année Lee et Seung [55] ont reconsidéré la NMF comme un moyen de décomposer une image sur une base de ses éléments élémentaires: les éléments extraits correspondent en

effet au nez, aux yeux, à la bouche, etc. La NMF a pris ces dernières années un envol spectaculaire dans le monde du traitement du signal audio.

Il s'agit d'une technique de factorisation comme l'analyse en composantes principales, l'analyse en composantes indépendantes, le codage parcimonieux (en anglais: sparse coding), qui permet de réduire la dimension des données et donc d'expliquer les données par un petit nombre d'objets représentatifs. La NMF [56] se diffère des autres techniques de factorisation par sa contrainte de non-négativité qui permet de factoriser des éléments avec des hypothèses sur des sources et sur les coefficients de la matrice de mélange non-négatifs. De nombreuses données du monde réel ne sont pas négatives et les composantes cachées correspondantes ont une signification physique uniquement lorsqu'ils sont non-négatifs. En pratique, la non-négativité est souvent souhaitable ou nécessaire lorsque les composants sous-jacents ont une interprétation physique. Par exemple, en biologie, chaque axe de coordonnées peut correspondre à un gène spécifique et la non-négativité est nécessaire pour donner un sens physique ou physiologique.

La NMF est donc une technique puissante analogue d'algèbre linéaire (méthode déterministe), qui réduit le rang des matrices à coefficients positifs ou nuls, donc plus facilement interprétables, et sémantiquement plus pertinentes pour la représentation de données elles-mêmes à valeurs positives.

Le travail de cette thèse est dévolu à l'application de ces méthodes pour la première fois à la mesure du flux neutronique généré par les systèmes de détection neutronique, chambre à fission installé au réacteur TRIGA MARK II (figure 4.3) et les scintillateurs organiques stilbène. Il poursuit les objectifs suivants : optimiser la précision d'estimation du flux neutronique et élaborer des nouvelles techniques à la détection neutronique à travers la discrimination neutron-gamma utilisant la chambre à fission et les scintillateurs organiques.

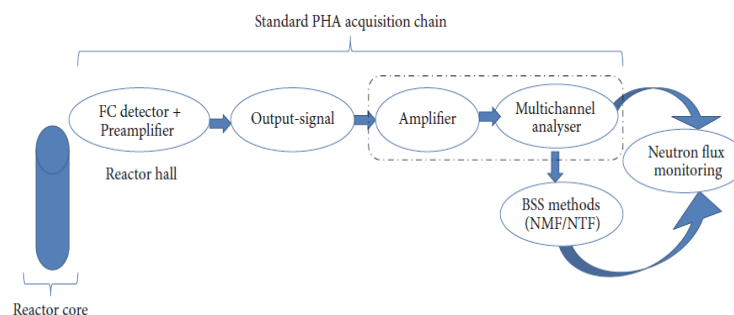


Figure 4.3. Étapes du projet pour la surveillance du flux neutronique à l'aide des méthodes BSS.

2.2 Formalisme mathématique de la factorisation en matrices non-négatives

La contrainte de non-négativité est la propriété fondamentale qui donne la spécificité à la NMF parmi les autres méthodes de factorisation (telle que l'Analyse en Composantes Principales) en fournissant une décomposition perceptive des données et une interprétation des éléments de base de la même façon que les données. Par conséquent, compte tenu les hypothèses de non-négativité des sources et des coefficients de la matrice de mélange ($X \succ 0$

et $A \succ 0$), La factorisation en matrices non-négatives consiste à décomposer la matrice non-négative des observations $Y(M \times T)$ en produit de deux matrices non-négatives représentant respectivement la matrice des sources $X(N \times T)$ estimées et la matrice de mélange estimée $A(M \times N)$ de la manière suivante :

$$Y = AX + E \quad (4.3)$$

Où $E(M \times T)$ est la matrice d'erreur additive ou de bruit.

Les méthodes de NMF procèdent en deux étapes :

- Définir une mesure de *divergence* D entre Y et AX : $D(Y, AX)$
- Chercher les matrices optimales A et X à coefficients non-négatifs qui minimisent D

$$(A, X) = \arg \min_{A, X \geq 0} D(Y, AX) \quad (4.4)$$

Définition: On appelle *divergence sur un ensemble S* une application $D: S \times S \rightarrow \mathbb{R}^+$ telle que $\forall (X, Y) \in S$ on a $D(X \| Y) \in S = 0 \Leftrightarrow X = Y$.

Les *divergences* utilisées en NMF sont, la plupart du temps, séparables :

$$D(Y, AX) = \sum_{f=1}^F \sum_{t=1}^T d([Y]_{ft} \| [AX]_{ft}) \quad (4.5)$$

Comme mentionné précédemment, les algorithmes de NMF sont des algorithmes itératifs qui consistent généralement à minimiser *la fonction de coût* choisie en mesurant la *divergence* comme il est présenté dans cet algorithme.

Algorithme1 La forme générale de NMF

Set Randomly initialize: $A^{(0)}, X^{(0)}$,

For $s=1, 2, \dots$, until convergence do

Step 1:

$$X^{(s+1)} = \arg \min_{X \geq 0} D(Y \| A^{(s)} X) |_{X^{(s)}}$$

Step 2:

$$A^{(s+1)} = \arg \min_{A \geq 0} \tilde{D}(Y \| AX^{(s+1)}) |_{A^{(s)}}$$

End

Dans la littérature, de nombreuses divergences ont été utilisées en NMF, parmi lesquels :

- La divergence d'Itakura-Saito d_{IS} [57] ;
- La divergence de Kullback-Leibler d_{KL} [58];
- La distance Euclidien(ne) d_{EUC} .

Ces divergences sont respectivement définies pour tout $(x, y) \in (\mathbb{R}_+)^2$ par :

$$\begin{aligned} d_{IS}(x|y) &= \frac{x}{y} - \log \frac{x}{y} - 1 \\ d_{KL}(x|y) &= x \log \frac{x}{y} + y - x \\ d_{EUC}(x|y) &= \frac{1}{2}(x - y)^2 \end{aligned} \quad (4.6)$$

Il est à signaler que ces divergences sont classiques et peuvent être généralisées par deux divergences [59]: La divergence de Csiszar [60] et divergence de Bregman [61].

Le choix de la mesure de divergence dépend souvent de la structure des données ou encore de la distribution des signaux à estimer ou du bruit [56]. La divergence la plus simple qui peut être utilisée pour la NMF, est la distance euclidienne, où $\|\cdot\|_F$ est la norme de Frobenius :

$$D_{EUC}(Y, AX) = \|Y - AX\|_F^2 \quad (4.7)$$

Pour optimiser la fonction de coût, les variantes algorithmes sont proposées à savoir : la méthode de mise à jour multiplicative [62], la méthode de moindres carrés alternés (ALS pour Alternating Least Squares) avec la contrainte de non-négativité [63],[64], la méthode de descente de gradient projeté [65],[66], la méthode Quasi Newton [67] et d'autres.

Afin d'exploiter ces algorithmes, l'équipe de A.Cichocki [68] a développé le toolboxe NMFLAB fonctionnant sous MATLAB[®]R2010a. Cet outil a l'avantage d'avoir une structure souple et extensible avec la possibilité d'intégrer d'autres algorithmes développés par les utilisateurs. Il permet de comparer les performances des différents algorithmes NMF et ICA/BSS par rapport aux données réelles et aussi par rapport à celles simulées, en se basant sur l'analyse de Monte Carlo. Il incorpore aussi des techniques de post-traitement, telles que la déflation, la reconstruction de données brutes originales, la suppression de composantes indésirables (bruit) et d'autre caractéristiques [68].

Notre application consiste à analyser les signaux délivrés par les détecteurs neutroniques par l'un des algorithmes appropriés de NMF. Le choix de cet algorithme est basé sur le calcul d'indice de Performance de séparabilité (PI); ce paramètre fait l'objet de la section 4 de ce chapitre. Cela permet d'extraire le vecteur des sources mutuellement indépendantes qui seront caractérisés selon leurs représentations temps-fréquence. Une telle caractérisation permettra de réaliser la tâche de discrimination neutron-gamma d'une façon qualitative.

2.3 Utilisation

Les techniques de factorisation en matrices non-négatives sont d'un grand intérêt dans des domaines aussi variés que le traitement d'images (représentation d'images de visages [69], classification d'images [70]), le traitement du texte (surveillance de messages électroniques [71], classification de documents, extraction de caractéristiques sémantiques dans des textes [55], fouille de données textuelles...). On trouve en particulier, de nombreuses

applications dans le traitement du son telles que les applications de la NMF incluent la séparation de sources [72], l'estimation la transcription de musique [72] ou encore la classification d'instruments de musique. En plus de l'analyse de signaux audiofréquences, la NMF a également été appliquée dans la spectroscopie [55], l'analyse de signaux biomédicaux [55], la finance [73]. Sans oublier les applications de la NMF à la Biologie : classification de gènes impliqués dans le cancer, détection de l'activité neuronale pour les interfaces cerveau-machine et la Gastronomie (Clustering Scotch whiskeys) [74].

Notre application de NMF sera la première au domaine de la détection neutronique (spectrométrie neutronique).

3 Factorisation en Tenseurs Non-négatifs

3.1 Introduction

Le besoin croissant de pouvoir traiter des grandes quantités de données est l'un des enjeux dans plusieurs domaines d'applications dans la société moderne. Une classe importante de données est représentée par des matrices et des tenseurs non-négatifs. L'identification de composantes qui capturent des caractéristiques importantes et filtrent moins d'éléments explicatifs est un problème fondamental aux analyses de grands ensembles de données. Dans les cas où les données sont non-négatives (comme dans les images), la factorisation en matrices non-négatives a prouvé une approche réussie pour la détection des caractéristiques essentielles des données. Une généralisation de cette dernière approche pour inclure des tenseurs (c'est-à-dire des tableaux multidimensionnels qui peuvent avoir un ordre supérieur à deux) peut souvent représenter la structure des données plus naturellement que des matrices. Cette approche aboutit à une Factorisation en Tenseurs Non-négatifs (FTN) (Nonnegative Tensor Factorization (NTF)) [56], [75].

La NTF est considérée comme un processus dynamique ou multi-étapes, où l'analyse des données est effectuée plusieurs fois sous différentes conditions (estimations initiales, contraintes naturelles sélectionnées, etc.) pour obtenir des informations complètes sur les données disponibles et/ou découvrir des structures internes dans les données. En effet, la factorisation en tenseurs non-négatifs est une technique de calcul largement utilisée pour décomposer des valeurs tensorielles non-négatives en des facteurs rares interprétables sous la contrainte de non-négativité. D'un point de vue de l'analyse des données, la NTF est très intéressante car elle tient en compte des corrélations spatiales et temporelles entre les variables de façon plus précise que les factorisations matricielles 2D (NMF). Elle fournit également des facteurs communs (ou des composantes cachées) avec une signification et une interprétation physiologique [76] [77].

3.2 Formalisme mathématique de la factorisation en tenseurs non-négatifs

Les matrices peuvent être considérées comme des tenseurs de second ordre. Pour certains problèmes, il est nécessaire de traiter des tenseurs de troisième ordre ou plus. À cette fin, la NMF peut être généralisée à la factorisation en tenseur non-négatif (NTF). En général, un

tenseur est un tableau multidimensionnel. Un vecteur est un tenseur d'ordre 1 et une matrice est un tenseur d'ordre 2. Donc un tenseur peut s'écrire de façon générale :

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_N} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N} \quad (4.8)$$

Les deux décompositions en tenseurs les plus connues sont le modèle de Tucker [78] et le modèle plus restreint décomposition canonique/décomposition en facteur parallèle (CANonical DECOMPosition/PARAllel FACTor decomposition) désigné par CANDECOMP/PARAFAC (CP) [79].

Le modèle de Tucker permet de factoriser un tenseur d'ordre N sous forme du produit d'un cœur G (tenseur d'ordre N) et de N matrices A (tenseurs d'ordre 2), appelées *matrices de facteurs*.

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_N} \approx R_{i_1, i_2, \dots, i_N} = \sum_{j_1, j_2, \dots, j_N} G_{j_1, j_2, \dots, j_N} A_{i_1, j_1}^{(1)} A_{i_2, j_2}^{(2)} \dots A_{i_N, j_N}^{(N)} \quad (4.9)$$

Avec R l'approximation de la décomposition tensorielle de T .

Le modèle PARAFAC/CANDECOMP est un cas particulier du modèle de Tucker avec un cœur cubique $J_1=J_2=J_3$ et diagonal.

Compte tenu le modèle de Tucker dans sa forme non-négative, ce qui est le cas quand le tenseur est une image, le modèle de Tucker peut s'écrire:

$$\text{Dans le mode 1 (ligne)} \quad T_{(1)} \approx R_{(1)} = A^{(1)} G_{(1)} (A^{(3)} \otimes A^{(2)})^T$$

$$\text{Dans le mode 2 (colonne)} \quad T_{(2)} \approx R_{(2)} = A^{(2)} G_{(2)} (A^{(3)} \otimes A^{(1)})^T$$

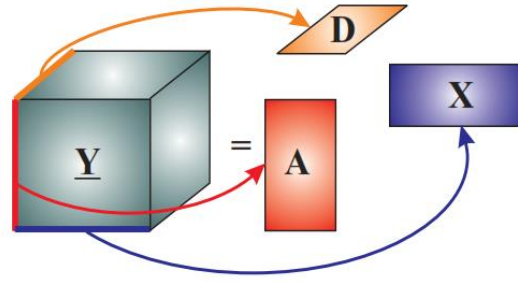
$$\text{Dans le mode 3 (bandes spectrales)} \quad T_{(3)} \approx R_{(3)} = A^{(3)} G_{(3)} (A^{(2)} \otimes A^{(1)})^T$$

Avec \otimes représentant le produit de Kronecker [80].

Comme annoncé à l'introduction la NTF a été proposée pour la première fois dans [52], comme une généralisation de la NMF. Le modèle standard de NTF est basé sur CANDECOMP/PARAFAC (CP) [81] avec les contraintes de non-négativité (figure 4.4). Le modèle extrait deux facteurs communs : une matrice de base A et une matrice X [52].

$$Y_k = AD_k X + E_k \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (4.10)$$

Où $Y_k = \underline{Y}_{:,k} \in \mathfrak{R}^{I \times T}$ sont des tranches frontales d'un tenseur 3D $\underline{Y} \in \mathfrak{R}^{I \times T \times K}$, k est un nombre de tranches frontales, $A \in \mathfrak{R}_+^{I \times R}$ est la base (matrice de mélange) représentant des facteurs communs, $D_k \in \mathfrak{R}_+^{R \times R}$ est une matrice diagonale qui tient la k -ième rangée de la matrice $D \in \mathfrak{R}_+^{K \times R}$, dans sa diagonale principale, $X \in \mathfrak{R}_+^{R \times T}$ est une matrice inconnue représentant de sources (ou composantes cachées), et $E_k = \underline{E}_{:,k} \in \mathfrak{R}_+^{I \times T}$ est la k -ième tranche frontale du tenseur, représentant des erreurs ou du bruit selon l'application. \mathfrak{R}_+ désigne l'orthant non-négatif avec des dimensions appropriées.


 Figure 4.4. NTF factorise un tenseur Y en matrices factorielles A ; X ; D .

Le modèle NTF-3D peut être représenté mathématiquement sous différentes formes, il s'agit par exemple la forme tenseur-vecteurs [82]:

$$\underline{Y} = \sum_r a_r \otimes x_r^T \otimes d_r + \underline{E}, \quad (r = 1, 2, \dots, R) \quad (4.11)$$

Où x_r sont des lignes de la matrice X . a_r et d_r sont respectivement des colonnes des matrices A et D . \otimes signifie des produits extérieurs de vecteurs

La forme scalaire [82]:

$$y_{itk} = \sum_r a_{ir} x_{rt} d_{kr} + e_{irt}, \quad (i=1, 2, \dots, T; k=1, 2, \dots, K) \quad (4.12)$$

Où y_{itk} , a_{ir} , x_{rt} , d_{kr} et e_{irt} sont des éléments de tenseurs ou matrices correspondantes.

Le modèle peut être considéré comme un cas particulier ou une généralisation de JAD (Joint Approximative Diagonalization) des matrices (tranches frontales) $Y = \underline{Y}_{::,k}$. Dans le toolbox NTFLAB, le modèle standard de NTF (PARAFAC) est traité comme un cas particulier des modèles NTF-1 et/ou NTF-2 (3D). Il est à noter que cette toolbox offre plusieurs avantages que NMFLAB comme il est détaillé dans [82].

Pratiquement, le modèle NTF-1 est plus flexible et utile puisqu'il tente d'estimer un seul facteur commun sous la forme d'une matrice de base A . Le NTF-1 (3D) est donné par l'équation:

$$Y_k = AD_k X_k + E_k \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (4.13)$$

Où $Y_k = \underline{Y}_{::,k} \in \mathfrak{R}_+^{I \times T}$ sont des tranches frontales de tenseur \underline{Y} , k est un nombre de tranches frontales, $A \in \mathfrak{R}_+^{I \times R}$ est la base (ou matrice de mélange) représentant des facteurs communs, $D_k \in \mathfrak{R}_+^{R \times R}$ est une matrice diagonale qui tient la k -ième rangée de la matrice $D \in \mathfrak{R}_+^{K \times R}$ dans sa diagonale principale, $X_k \in \mathfrak{R}_+^{R \times T}$ est une matrice inconnue représentant de sources, et $E_k = \underline{E}_{::,k} \in \mathfrak{R}^{R \times T}$ est la k -ième tranche frontale du tenseur $\underline{E} \in \mathfrak{R}^{I \times T \times K}$, représentant des erreurs ou du bruit selon l'application. Typiquement, $T \gg I, K \gg R$. L'objectif est d'estimer l'ensemble des matrices A , D et $\{X_1, X_2, \dots, X_K\}$ soumises à des contraintes de non-négativité et à d'autres contraintes naturelles possibles.

Le modèle NTF-1 est illustré sur la figure 4.5. Un tenseur donné $Y \in \mathfrak{R}^{I \times T \times K}$ est décomposé en un ensemble de matrices A , D et $\{X_1, X_2, \dots, X_K\}$ avec des entrées non-négatives.

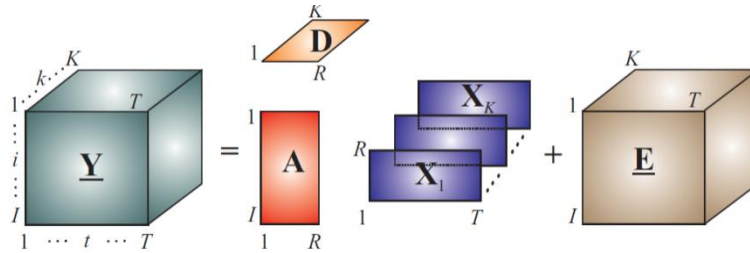


Figure 4.5. Illustration du modèle NTF-1.

Le modèle dual de la NTF-1 est appelé NTF-2 (3D). Par analogie au modèle PARAFAC2 [83] (figure 4.6), le modèle NTF-2 est décrit par un ensemble d'équations matricielles:

$$Y_k = A_k D_k X + E_k \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (4.14)$$

Où les facteurs communs sont représentés par la matrice $X \in \mathfrak{R}_+^{R \times T}$ et la matrice de mélange $A_k \in \mathfrak{R}_+^{I \times R}$. $D_k \in \mathfrak{R}_+^{R \times R}$ est la mise à l'échelle des matrices diagonales qu'elle peut être fusionnée avec (la colonne normalisée) les matrices de base comme $A_k := A D_k$. Pratiquement, nous avons généralement besoin d'estimer seulement l'ensemble des matrices normalisées $\{A_1, A_2, \dots, A_k\}$ et X .

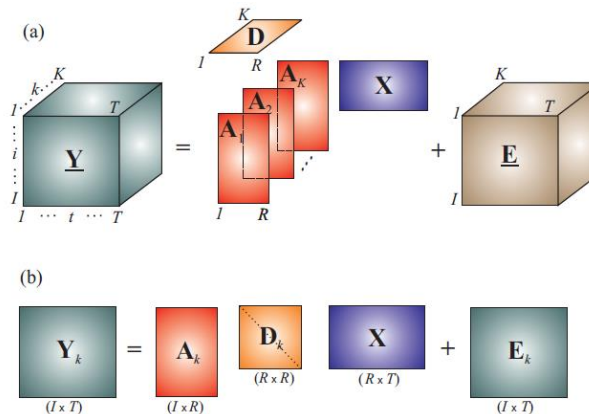


Figure 4.6. Illustration du modèle NTF-2. (a) Décomposition du tenseur, (b) factorisation équivalente de t tranches frontales.

Il est à signaler que les modèles NTF-3D peut être transformé en un problème de factorisation matricielle 2D non-négative en dépliant (ou matricisation) des tenseurs [82]. Cependant, il convient de noter qu'un tel modèle 2D en général n'est pas exactement équivalent à un modèle NMF standard, puisque nous avons habituellement besoin d'imposer différentes contraintes supplémentaires pour chaque tranche k .

3.3 Utilisation

Au cours de la dernière décennie, la NTF a été appliquée à de nombreux problèmes en analyse environnementale, en études alimentaires, en analyse pharmaceutique et en chimie dans de nombreux domaines comme la psychométrie, la chimiométrie, l'analyse d'images, l'analyse de graphes[83], le traitement du signal [77], la vision par ordinateur pour la reconnaissance de visages, de mouvements humains, et d'écritures manuscrites, la fouille de données, tout particulièrement pour l'analyse de données de trafic Internet et de réseaux sociaux, la séparation de sources, et l'imagerie cérébrale (ou neuro-imagerie). En fait, les techniques de factorisation en tenseurs ont été étendues au filtrage collaboratif [84] et aux réseaux multi-relationnels [85] et se sont avérées efficaces dans ces problèmes.

Partant de l'avantage principal de cette méthode qui consiste à corrélérer les variables spatio-temporelles de manière plus précise, nous ont été encouragées d'appliquer la NTF pour la première fois à l'analyse des signaux neutroniques afin de caractérisation et de discrimination. L'application de cette méthode sera abordée dans le chapitre 6 de ce mémoire.

4 Méthodes d'évaluation

4.1 Le choix d'algorithme de séparation

Les méthodes de la séparation aveugle des sources que ce soit matricielle ou tensorielle sont composées d'un ensemble d'algorithmes, le choix de ces algorithmes repose sur le calcul de leur indice de séparabilité (Performance index of separability (PI)) selon l'équation suivante [39]:

$$PI = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \left\{ \left(\frac{\sum_{k=1}^n \frac{|g_{ik}|}{\max_j |g_{ij}|} - 1 \right) \right\} + \left\{ \left(\frac{\sum_{k=1}^n \frac{|g_{ki}|}{\max_j |g_{ji}|} - 1 \right) \right\} \quad (4.15)$$

Où g_{ij} désigne l'élément (i,j) de la matrice globale du système $G=W.H$, $\max_j(g_{ij})$ représente la valeur maximale prise sur les éléments de la i ème ligne de G , et $\max_j(g_{ji})$ correspond à la valeur maximale prise sur les éléments de la i ème colonne de G . Il convient de noter qu'une faible valeur indique une bonne performance en termes de séparation. Cet indice est égal à 0, quand la séparation est parfaite [39].

4.2 Evaluation de la qualité de séparation

Afin d'évaluer la performance et la précision des algorithmes choisis, il nous faut choisir une métrique d'évaluation. Ce choix va dépendre du problème que l'on souhaite résoudre. En effet, dans le cas de problème de séparation des sources, on choisit traditionnellement un rapport signal sur interférence (en anglais: Signal-to-Interference Ratio (SIR)).

Le SIR est le rapport entre la puissance du signal réel et la puissance du signal estimé corrompu par l'interférence. Le signal estimé \hat{x}_j peut être exprimé par une source originale x_k

et la valeur absolue maximale de l'élément g_{jk} de rangée g_j (matrice de permutation généralisée). Par conséquent, le SIR pour un signal estimé \hat{x}_j est donné par:

$$SIR(\hat{x}_j, x_k) = 10 \log_{10} \left(\frac{\|g_{jk} x_k\|_2^2}{\|\hat{x}_j - g_{jk} x_k\|_2^2} \right) \quad (4.16)$$

5 Méthodes de caractérisation

A. Belouchrani et M.Amin ont été parmi les premiers à proposer l'approche temps-fréquence [86] afin de résoudre le problème de la séparation de sources dans le cas de mélanges linéaires instantanés surdéterminés. Cette approche est basée sur l'exploitation des différences dans l'évolution des densités spectrales de chaque source au cours du temps. L'exploitation de ces zones permet alors d'estimer les coefficients de la matrice de mélange qu'il suffit d'inverser.

Plusieurs méthodes existent et aucune ne prédomine sur l'autre, leur utilisation va dépendre de l'application visée. Dans cette section et dans le but de réaliser la tâche de la discrimination neutron-gamma, corrélation et deux représentations temps-fréquence : spectrogramme et transformées en ondelettes sont utilisées.

5.1 Fonction de Corrélation

Les applications de l'approche temps-fréquence qui nous intéressent, sont dédiées à établir les relations, linéaires ou non, qui existent entre deux ou plusieurs processus aléatoires. Ces relations sont exprimées via les fonctions de corrélation ou leur densité spectrale, partant de la quatrième approche de BSS qui consiste à exploiter les caractéristiques spatiales, temporelles et fréquentielles communes entre les sources à estimer, lorsque les sources sont supposées de natures diverses. Ainsi, vu que les observations enregistrées sont des signaux stochastiques et non stationnaires, nous nous sommes basés sur le calcul de la fonction de corrélation qui est un outil privilégié pour la caractérisation de ces signaux et par conséquent pour la séparation de leurs sources.

La corrélation est issue des statistiques. Pratiquement, la statistique d'ordre 1 peut la caractériser par des moyennes, alors que la statistique d'ordre 2 par la fonction d'autocorrélation du signal ou par sa transformée de Fourier qui définit la densité spectrale. Dans ce travail nous nous intéressons uniquement à l'analyse corrélative qui permet d'étudier l'évolution des événements dans le domaine temporel, de manière uni-variée (autocorrélation) ou bi-variée (intercorrélation). Dans le cas des phénomènes qui présentent des motifs répétés, il est intéressant de mesurer la fonction de corrélation du signal avec lui-même. On parle de la fonction d'autocorrélation. Le calcul de la fonction d'intercorrélation est basé sur l'évaluation de degré auquel deux signaux sont similaires.

Définitions

La fonction d'autocorrélation d'un signal aléatoire décrit la dépendance générale des valeurs des échantillons à un instant (t) avec les valeurs des échantillons à ($t+\tau$) est donnée par :

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)x(t+\tau)dt \tag{4.17}$$

Avec T est la période d'observation. $R_{xx}(\tau)$ est une fonction réel avec une valeur maximale à $\tau=0$.

De même, on parle d'intercorrélation (cross-correlation) entre deux signaux aléatoires :

$$R_{xy}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T x(t)y(t+\tau)dt \text{ ou } R_{yx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T y(t)x(t+\tau)dt \tag{4.18}$$

Lorsqu'on considère deux processus aléatoires x et y mesurés simultanément, on peut identifier leur degré de similarité en représentant l'un en fonction de l'autre, c'est-à-dire en traçant $y = f(x)$ ou $x = h(y)$ (figure 4.7).

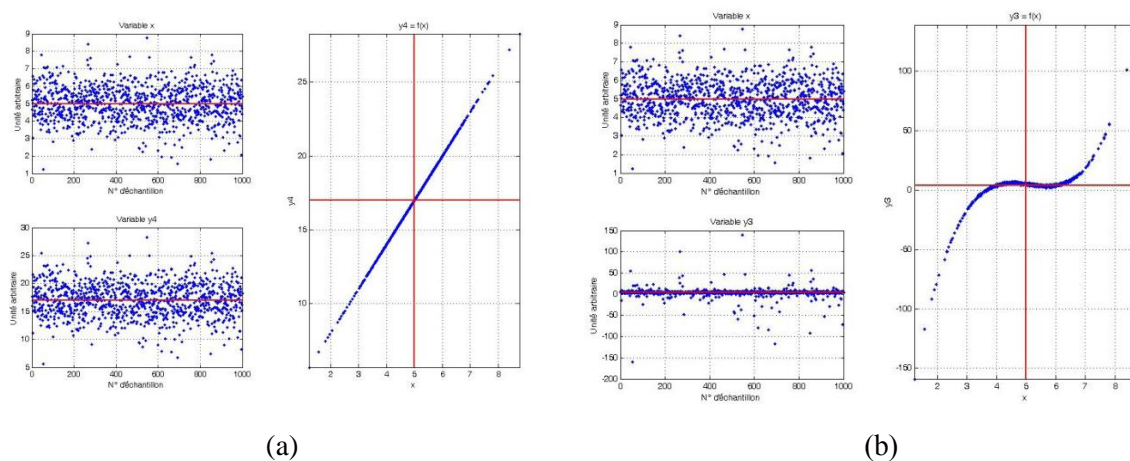


Figure 4.7. Graphes de corrélation: (a) Variables à corrélation linéaire forte, (b) Variables à corrélation non linéaire.

Il est à signaler que l'estimation de degré de corrélation est réalisée par le calcul de covariance et les coefficients de corrélation.

Covariance

C'est la moyenne du produit des écarts à la moyenne de chaque signal, en supposant des relations linéaires entre les signaux, pour estimer le degré de corrélation de deux signaux aléatoires x et y , la covariance donnée par :

$$\sigma_{xy}^2 = E[(x-E[x])(y-E[y])] = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \tag{4.19}$$

Deux cas extrêmes sont à considérer :

- Les processus sont décorrélés les produits $(x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)$ se compensent: $\sigma_{xy}^2 = 0$
- Les processus sont parfaitement corrélés, la covariance est égale au produit des écarts types: $\sigma_{xy}^2 = \sigma_x \sigma_y$

Coefficient de Corrélation:

A partir de ces deux cas extrêmes, on définit les situations intermédiaires en calculant le coefficient de corrélation (figure 4.8) :

$$\rho_{xy} = \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_x \sigma_y} \quad -1 \leq \rho_{xy} \leq 1 \quad (4.20)$$

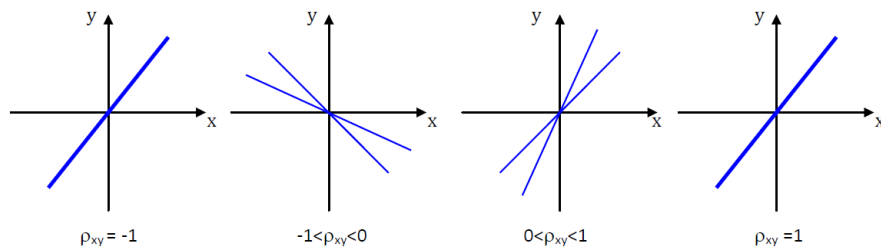


Figure 4.8. Différents coefficients de corrélation

Propriétés de la fonction d’intercorrélation:

Propriétés
[1] $R_{xy}(m)$ est toujours une fonction réelle valorisée qui peut être positive ou négative.
[2] $R_{xy}(m)$ peut ne pas nécessairement avoir un maximum à $m=0$ ni $R_{xy}(m)$ une fonction Paire
[3] $R_{xy}(-m) = R_{yx}(m)$
[4] $ R_{xy}(m) ^2 \leq R_{xx}(0)R_{yy}(0)$
[5] $ R_{xy}(m) \leq \frac{1}{2} [R_{xx}(0) + R_{yy}(0)]$
[6] Lorsque $R_{xy}(m)$, $x(n)$ et $y(n)$ sont <i>non corrélés</i> ou sont statistiquement indépendants (en supposant qu’ils aient une moyenne zéro).

Tableau 4.1. Propriétés de la fonction d’intercorrélation (corrélation croisée).

Dans le cadre où on cherche à améliorer la précision d’estimation du flux neutronique à travers une meilleure discrimination neutron-gamma, nous proposons d’utiliser la fonction d’intercorrélation. Cela permet de caractériser les composantes sources extraites du signal simulé ou enregistré à la sortie des détecteurs neutroniques à moyen d’une mesure du degré de ressemblance entre ces composantes et les signaux purs des neutrons et des gammas.

5.2 Analyse temps-fréquence : Spectrogramme

L'estimation et l'analyse des signaux aléatoire non-stationnaires est un problème qui ne cesse de recueillir l'attention des utilisateurs de traitement des signaux. Dans les approches considérées, nous distinguons principalement deux catégories selon l'attribution ou non d'un modèle a priori au signal étudié. Il existe plusieurs représentations temps-fréquence conçues pour différents types de signaux avec différentes caractéristiques. Dans le cas où aucun modèle n'est supposé, les représentations temps-fréquence bilinéaires non-paramétriques telles que le spectrogramme et la distribution de Wigner-Ville, se sont avérés être des outils utiles dans l'analyse du signal nucléaire.

Nous cherchons dans ces travaux à imposer le minimum d'information a priori sur le signal à analyser. La distribution de Wigner-Ville possède de bonnes propriétés de localisation, mais ses interférences la rendent difficile à interpréter lorsque des signaux riches sont analysés. Le choix le plus simple est le spectrogramme.

Le spectrogramme (ou périodogramme glissant) [86] est l'analyse temps-fréquence le plus utilisé dans les applications pratiques. Ainsi, cette méthode représente la solution la plus répandue pour éliminer les limitations de la transformée de Fourier (TF). C'est en fait une distribution quadratique associée au module carré d'une transformée de Fourier à court terme (TFCT). Le spectrogramme représente l'énergie du signal dans le temps, selon le segment analysé, et dans la fréquence, selon le coefficient de Fourier. L'idée de base est très simple et efficace : on décompose le signal en petits segments et on applique, sur chacune des sections la TF en obtenant ainsi le spectre *local*. La totalité des spectres *locaux* indique alors comment le spectre varie au cours de temps. Le spectrogramme est alors défini comme une densité d'énergie sous la forme:

$$\begin{aligned} S_x(t, f) &= |F_x(t, f)|^2 \\ &= \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h_{T_0}^*(u-t) e^{-2\pi f u} du \right|^2 \end{aligned} \quad (4.21)$$

Où t et f sont respectivement le temps et la fréquence et $F_x(t, f)$ est la transformée de Fourier à court terme du signal étudié $x(t)$. $h_{T_0}^*(t)$ est la fenêtre d'analyse de durée T_0 .

Cette représentation a l'avantage d'avoir une implémentation rapide grâce à la transformée de Fourier rapide (Fast Fourier Transform (FFT)) et une interprétation simple.

5.3 Analyse temps-fréquence : Transformées en ondelettes

Pour une large classe de signaux réels, les zones d'énergie sont non-stationnaires sur des périodes courtes à haute fréquence d'où l'intérêt d'une analyse multi-résolution. La transformée en ondelettes est l'une des techniques en traitement du signal et d'image, intégrant simultanément des paramètres de localisation (temps) et d'échelle (fréquence) [87]. Cette technique remplace la sinusoïde de la TF par une famille de translations et dilatations de la fonction ondelette. Cela permet une analyse des différentes fréquences avec divers

résolutions. Les ondelettes de Haar représentent l'exemple le plus classique de la fonction ondelettes.

La transformé en ondelettes revient à projeter le signal à analyser sur une base de fonctions déduites par translation et dilatation/compression de l'ondelette mère ψ selon l'équation suivante :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a \geq 0, b \in R \quad (4.22)$$

Avec a et b sont respectivement le facteur d'échelle (dilatation) et le paramètre de translation. Pour que ψ soit admissible comme ondelette, elle doit satisfaire la condition suivante [88]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (4.23)$$

Il convient de noter que l'intégrale de la fonction mère doit être nulle. Cela permet d'analyser la régularité locale d'un signal.

La transformée en ondelettes permet une analyse des différentes fréquences avec diverses résolutions. C'est une transformation linéaire qui est défini par deux types d'ondelettes : la Transformée en Ondelette Continue (TOC) et la Transformée en Ondelette Discrète (TOD). Chacune des transformées (TOC et TOD) possède des particularités liées à sa formulation, et également aux algorithmes associés.

La transformée en ondelettes continue (Continuous Wavelet Transform (CWT)) est une fonction d'énergie finie et de moyenne nulle. La TOC d'un signal $x(t)$ consiste à mesurer sa similarité avec l'ondelette de base $\psi_{a,b}$. Alors, la TOC d'un signal $x \in L^2(R)$ à une échelle $a > 0$ et une translation b est définie par:

$$WT(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (4.24)$$

Où, * désigne le complexe conjugué.

Les coefficients d'ondelettes peuvent être utilisés pour extraire l'énergie d'un signal en calculant son scalogramme. Ce dernier est analogue au spectrogramme obtenu en utilisant l'analyse de Fourier. Le scalogramme est défini comme étant le carré du module de la transformée en ondelettes, résultant de la projection locale des valeurs de densité d'énergie temps-fréquence sur le plan à l'échelle du temps $\left|W_{\psi}^f(a,b)\right|^2$ [89]. Le scalogramme obéit également au principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor. La procédure d'application de TOC peut être formulée dans l'algorithme suivant :

Algorithme 2 les étapes d'algorithme de base TOC

1. Prenez une ondelette et comparez-la à une section au début du signal original;
2. Calculer un nombre, C ;
3. Déplacez l'ondelette vers la droite et répétez les étapes 1 et 2 jusqu'à ce que tout le signal soit couvert;
4. Échelonnez l'ondelette et répétez les étapes 1 à 3.

Il convient de noter que C représente la corrélation étroite entre l'ondelette et la section sélectionnée du signal. Plus le C est élevé, plus la similitude est grande. Si l'énergie du signal et l'énergie de l'ondelette sont égales 1. C peut être interprété comme un coefficient de corrélation.

L'inverse de TOC prend la forme suivante :

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} \frac{1}{a^2} WT_x(a,b) \psi_{a,b}(t) db da \quad (4.25)$$

Où $C_\psi < \infty$ est le coefficient calculé par [87] :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(w)|^2 \frac{dw}{|w|} \quad (4.26)$$

Avec le facteur de $a = a_0^j$ et le paramètre de translation $b = K a_0^j$ discrétisés, on obtient la transformée en ondelette discrète (Discrete Wavelet Transform (DWT)) qui est donnée par l'équation suivante :

$$DWT_x(j,k) = d_x(j,k) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* (a_0^{-j} t - k) dt \quad (4.27)$$

Dans la plupart des cas, on utilise $a_0 = 2$ [90] et l'on obtient la transformée en ondelette discrète. Nombreuses formes d'ondelettes existent, le choix de l'ondelette optimal dépend de l'application envisagée. Le tableau suivant montre quelques exemples d'ondelettes (TOC et TOD).

TOC	TOD
Chapeau Mexicain ("mexh")	Haar ("haar")
Gaussienne ("gaus")	Daubechies ("db")
Gaussiennes Complexes ("cgau")	Symlets ("sym")
Shannon Complexes ("shan")	Meyer ("meyr")
Morlet ("morl")	Coiflets ("coif")

Tableau 4.2. Différentes familles d'ondelettes TOC et TOD.

La transformée en ondelettes continue (TOC) est la décomposition qui sera utilisée dans ce travail de recherche. Ce choix est motivé par la liberté dans le choix des échelles et des propriétés. En ce qui concerne le choix de l'ondelette mère *Chapeau Mexicain* (*mexh*) [91] comme ondelette analysante, il est basé sur leur ressemblance au signal neutronique ; qui a une forme gaussienne avec une longue queue d'un côté; et leur symétrie (figure 4.9), ce qui permet de ne pas introduire de déphasage dans la transformée en ondelettes et par conséquent dans le traitement d'image. Ainsi, elle est particulièrement adaptée à la détection des discontinuités.

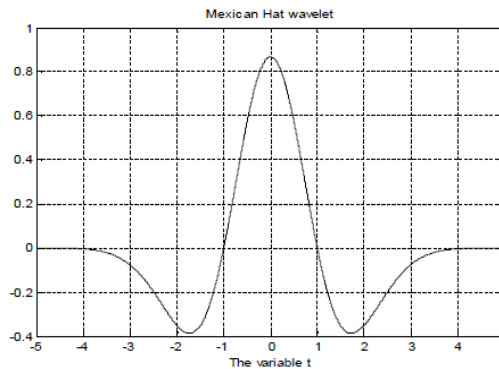


Figure 4.9. Ondelette Chapeau Mexican.

Il est à signaler que, l'ondelette *Chapeau Mexicain* est la dérivée seconde d'une fonction gaussienne standard qui est donnée par l'équation suivante :

$$\psi(t) = \frac{2}{\pi^{1/4} \sqrt{3\delta}} \left(\frac{t^2}{\delta^2} - 1 \right) \exp\left(-\frac{t^2}{2\delta^2}\right) \quad (4.28)$$

Où $0 < \delta < 1$ représente la largeur d'ondelette [92].

Le but de cette application est de faire une analyse en ondelette continue par l'ondelette mère *Chapeau Mexicain* de chacune des composantes indépendantes extraites du signal nucléaire par l'application des méthodes de séparation aveugle des sources NMF et NTF. Cela nous a permis de définir un critère qualitatif pour réaliser la tâche de la caractérisation neutron-gamma à travers l'analyse de scalogrammes qui seront utilisé par la suite comme des images afin d'extraire un vecteur de paramètres discriminants des neutrons et des gammas via l'application de la méthode de binarisation Otsu. L'objectif principal de cette approche est dédié à utiliser une nouvelle méthode d'apprentissage supervisé appelée Séparateur à Vaste Marge décrite dans le chapitre suivant.

6 Segmentation d'image: Méthode Otsu

L'algorithme de binarisation Otsu [93] est une méthode de sélection d'un seuil automatique basée sur la segmentation pour séparer une image en deux classes, blanc comme un objet d'intérêt et noir comme background. Cette méthode de segmentation d'image par seuillage proposée par Nobuyuki Otsu (1979) [93] nécessite un calcul préalable d'un

histogramme de niveau de gris d'une image pour sélectionner le seuil optimal afin de minimiser la variance inter-classe des pixels noir et blanc.

La méthode de seuillage mathématique Otsu peut être formulée à travers les étapes suivantes. En supposant que l'objet de l'intérêt et le background sont classés en deux classes C_1 et C_2 au niveau de gris t . Histogramme de niveau de gris est normalisé en tant que distribution de probabilité par l'équation (4.29), où n_i et n sont respectivement le nombre de pixels au niveau i et total dans une image donnée.

$$p_i = \frac{n_i}{n} \quad (4.29)$$

L'algorithme Otsu tend à minimiser la variance pondérée intra-classe comme définie dans l'équation (4.30). La variable t est le seuil, qui est typiquement une valeur comprise entre 0 et 255 [93], [94].

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (4.30)$$

Où $w_1(t)$ et $w_2(t)$ sont les probabilités de classes estimées comme :

$$w_1(t) = \sum_{i=1}^t P(i) , w_2(t) = \sum_{i=t+1}^l P(i) \quad (4.31)$$

Et les moyennes de classe sont données:

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^t \frac{iP(i)}{w_1(t)} , \mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^l \frac{iP(i)}{w_2(t)} \quad (4.32)$$

Alors, les variances inter-classes $\sigma_{1,2}^2$ sont calculées:

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{w_1(t)} , \sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^l [i - \mu_2(t)]^2 \frac{P(i)}{w_2(t)} \quad (4.33)$$

Ces variances intra-classe pondérées sont des valeurs que l'algorithme Otsu essaie de minimiser. Ils sont évalués selon la qualité du seuil sélectionné.

Enfin, la variance totale peut être définie comme la somme de la variance intra-classe et de la variance inter-classe. La valeur de σ^2 ne dépend pas du seuil minimisant $\sigma_w^2(t)$ ou maximisant $\sigma_{1,2}^2(t)$.

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (4.34)$$

$$\sigma^2 = \sigma_w^2(t) + \sigma_{1,2}^2(t) \quad (4.35)$$

Avec :

$$\sigma_{1,2}^2(t) = w_1(t)w_2(t)[\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2 \quad (4.36)$$

La méthode Otsu est l'un des algorithmes de seuillage global le plus efficaces dans la segmentation d'image. Le choix de cet algorithme repose sur sa bonne capacité d'auto-adaptation, son traitement en temps réel et sa capacité à couvrir un large éventail de procédures de décision non supervisées. Il faut, toutefois, souligner que l'utilisation basique de la segmentation d'Otsu repose sur certaines hypothèses fortes, dont la constance du fond (sans quoi, il faut passer au logarithmique, utiliser une segmentation locale...).

La méthode de segmentation Otsu est utilisée dans de nombreuses applications. Nous dressons ci-après une liste non-exhaustive des champs d'application possibles :

- Télédétection : classification d'une région agricole, ...
- Imagerie médicale : planification opératoire,...
- Vidéo : incrustation, effets spéciaux, ...
- la reconnaissance de texte et de visage
- les systèmes militaires et de défense

7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la problématique de la séparation aveugle de sources en décrivant en particulier les méthodes NMF et NTF mises en œuvre pour aborder notre problématique. La réduction de dimensionnalité recherchée dans de nombreuses applications, la représentation non-négative des données sous-jacentes et le minimum d'information à priori sur le signal constituent les motivations majeures derrière le choix de la NMF et de la NTF comme des techniques d'analyse. L'application de la NMF et de la NTF permet l'extraction des composantes indépendantes à partir des signaux enregistrés à la sortie des détecteurs neutroniques. La caractérisation de ces composantes sera réalisée par le calcul des fonctions de corrélation, les spectrogrammes des sources extraites et par la transformée en ondelettes continue. Ces outils temps-fréquence présentent plusieurs avantages dans l'analyse des signaux non-stationnaires tels que les signaux nucléaires. En outre, ils constituent un lien qui va combiner les méthodes d'apprentissage non-supervisé de séparation aveugle des sources (BSS) et les méthodes supervisées de séparateur à vaste marge (SVM) en se basant sur la méthode de segmentation Otsu. Le but est d'améliorer la précision de la discrimination neutron-gamma d'une manière quantitative. L'apport de ces méthodes va être détaillé et illustré par des résultats pertinents dans les chapitres 6 et 7.

Chapitre 5

Méthode d'apprentissage supervisé: Séparateur à vaste marge

1 Introduction

L'apprentissage automatique est proposé ici en tant qu'une méthode de discrimination parmi les plus efficaces. La méthode basée sur le Séparateur à Vaste Marge ou Support Vector machine (SVM) constitue la forme la plus connue parmi les techniques à noyaux, inspirées des solides bases de la théorie statistique d'apprentissage. Elle fut introduite par Vladimir Vapnik et Chervonenkis Cortes en 1995 [95]. Le nombre de publications concernant cette méthode est très important, aussi bien sur le plan théorique que sur le plan pratique. Ceci confirme l'intérêt que cette technique suscite chez la communauté scientifique. Cette méthode d'apprentissage supervisé est destinée à résoudre le problème de la classification binaire. SVM est particulièrement bien adaptée pour traiter des données de très hautes dimensions telles que les textes, les images, la voix, etc. Dans ce chapitre, nous donnons une vue d'ensemble sur le concept, le principe de fonctionnement et le formalisme mathématique du SVM. Ensuite, nous abordons son application dans diverses problématiques.

2 Concept et formalisme mathématique de la méthode séparateur à vaste marge

2.1 Principe de fonctionnement et optimisation de la marge

Les méthodes de Séparateur à Vaste Marge (SVM), sont des méthodes d'apprentissage automatique. Cela signifie qu'à partir d'un échantillon d'apprentissage, on va créer un modèle applicable sur des échantillons à tester. L'idée de base de SVM est de séparer linéairement un ensemble d'apprentissage de l'espace d'entrée (non linéairement séparable) en le projetant dans un espace de plus grande dimension (espace de caractéristiques) appelé espace d'Hilbert H en utilisant la projection $\Phi(x)$ (figure 5.1). On peut, alors, établir la fonction de décision suivante:

$$f(x) = \text{sign}(\langle w, \Phi(x) \rangle_H + b) \quad (5.1)$$

Avec w est un vecteur de poids qui possède un nombre de composantes égal à la dimension de l'espace d'entrée, $\Phi(x)$ espace de caractéristiques, le biais b qui sera issu des fonctions de décision à travers la condition de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) et la fonction classifieur $\text{sign}(\)$

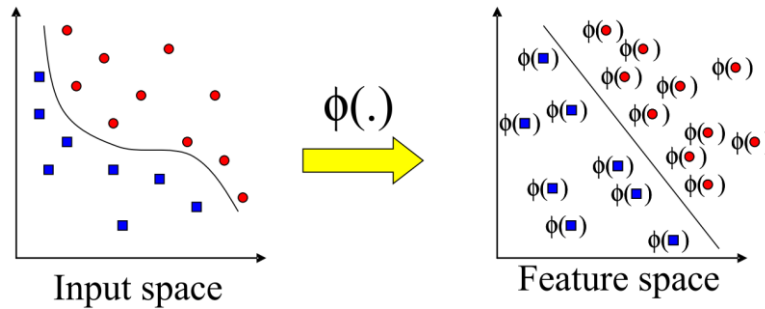


Figure 5.1. Espace de projection des données non linéairement séparable.

L'objectif principal de SVM est de chercher l'hyperplan optimal qui sépare les données en deux classes (figure 5.2). La détermination de cet hyperplan est basée sur la maximisation de la distance minimale entre l'hyperplan et les exemples d'apprentissage (*i.e.* les vecteurs de support), cette distance est appelée la *marge* donnée par $\frac{1}{\|w\|}$.

Pour des observations x_i de la classe $y \in \{-1, 1\}$, il y aura deux étapes :

1. Projection des observations dans un espace de Hilbert à noyau reproduisant (de très grande dimension)
2. Séparation linéaire des données ainsi transformée en tentant de maximiser la marge.

Ceci revient à résoudre le problème suivant:

$$\begin{aligned} \min_w \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.c.} \quad & y_i (\langle w, \Phi(x_i) \rangle + b) \geq 1 \quad \forall i = 1, \dots, m \end{aligned} \tag{5.2}$$

Avec l'opérateur $\langle \rangle$ désigne le produit scalaire usuel dans l'espace \mathcal{R}^n .

Ce problème est désigné comme la version primale du problème des SVM.

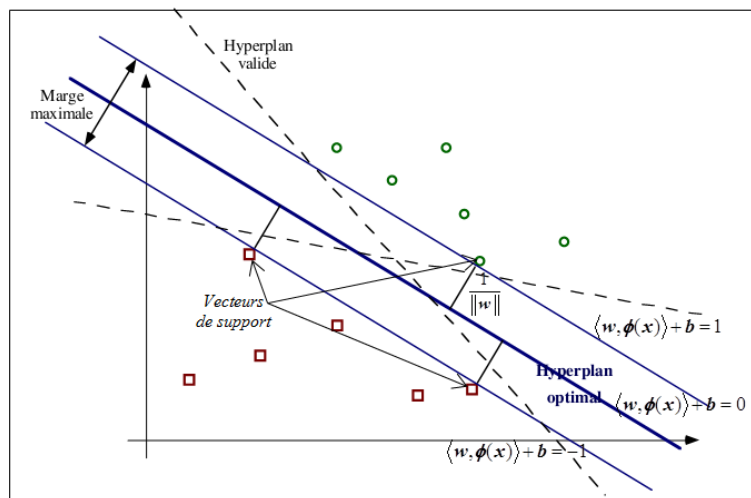


Figure 5.2. Hyperplan optimal séparant les vecteurs supports de deux classes par maximisation de la marge. Exemple de classification de deux classes par le SVM.

Tout d'abord dans le cas où les données sont linéairement séparables (marge dure), puis dans le cas où elles ne sont plus linéairement séparables (marge souple).

2.1.1 Cas des données linéairement séparable

Dans ce cas la résolution du problème primal (5.2) peut être réalisée par le convertir en un problème dual où le nombre de variables inconnues est égal au nombre d'exemples dans la base d'entraînement. Pour cela, le problème contraint correspondant à (5.2) est transformé en un problème primal non contraint :

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i \{y_i (\langle w, \Phi(x_i) \rangle + b) - 1\} \quad (5.3)$$

Avec le vecteur $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$ correspondant aux multiplicateurs de Lagrange. La solution optimale du problème primal correspond au point selle de la fonction (5.3). Elle est caractérisée (en partie) par les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) [96]. On en déduit les conditions d'optimalité dans le dual suivantes :

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0, \quad \frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \quad (5.4)$$

$$\alpha_i \{y_i (\langle w, \Phi(x_i) \rangle + b) - 1\} = 0 \quad \forall i$$

s.c $\alpha_i \succ 0$ (5.5)

Utilisant (5.3), les conditions (5.4) au point selle peuvent être reformulées :

$$w = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \Phi(x_i) \quad (5.6)$$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (5.7)$$

En substituant (5.6) et (5.7) dans (5.3), on obtient le problème dual de maximisation de :

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \quad (5.8)$$

Si une fonction noyau $K(\cdot, \cdot)$ appropriée est utilisée (voir la section 2.2), l'équation (5.8) utilisant cette fonction noyau peut être reformulée comme :

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (5.9)$$

A partir de l'équation (5.6), la valeur de la marge géométrique peut être reformulée à partir des valeurs des variables du problème dual :

$$\frac{1}{\gamma^2} = \sum_{i,j=1}^m \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle = \sum_{i,j=1}^m \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (5.10)$$

En utilisant (5.6), l'expression de (5.1) utile à la définition de la fonction de décision $f(x)$ des SVM est reformulée de la façon suivante :

$$f(x) = \langle w^*, \Phi(x) \rangle + b^* = \sum_i \alpha_i^* y_i k(x, x_i) + b^* \quad (5.11)$$

2.1.2 Cas des données non linéairement séparable

Dans le cas non linéairement séparable, on introduit des variables d'écart $\xi_i (i=1, \dots, m)$ avec $\xi_i \geq 0$ dans (5.2) qui devienne :

$$\begin{aligned} \min_{w, \xi_i, C} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s.c.} \quad & y_i (\langle w, \Phi(x_i) \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \quad \forall i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (5.12)$$

La formulation du problème dual est similaire à celles de la section 2.1.1, à l'exception d'une constante C .

Maximiser :

$$\begin{aligned} L(\alpha) &= \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.c.} \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad \forall i \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (5.13)$$

Il est à signaler que la fonction de décision a toujours la même expression (5.11)

2.2 Fonctions noyaux

Comme mentionné auparavant, la solution du problème dual ne dépendant que du produit scalaire $\Phi(x_i)\Phi(x_j)$, nous utiliserons des fonctions appelées *noyaux* notées $K(x_i, x_j)$ qui devront satisfaire le théorème de Mercer [97].

Théorème1:

Soit $K : \mathfrak{R}^d \times \mathfrak{R}^d \mapsto \mathfrak{R}$ un noyau. K est un noyau valide si, et seulement si, K est symétrique et semi-définie positive.

Adaptabilité des SVM à un problème donné est conditionnée par le type de noyau utilisé dans la projection et les valeurs accordées à ses paramètres [98]. Parmi les noyaux couramment utilisés pour la classification on peut citer [99] :

Type de noyau	Expression analytique
Linéaire	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
Gaussien (Radial Basis Function, RBF)	$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2), \gamma > 0$
Polynomial	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + C)^d$
Sigmoïdal	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + C)$

Tableau 5.1. Fonctions noyau de SVM, où x_i et x_j sont des vecteurs d'apprentissage et γ, d et C sont les hyperparamètres du noyau.

2.3 Compromis biais-variance

Le compromis biais-variance peut être formulé comme une *erreur de généralisation* qui peut être décomposée en deux termes : un de biais et un de variance. Ces deux types d'erreur sont liés à l'espace d'hypothèses H (*i.e.* espace des hyperplans séparateurs) choisi :

- si H est trop restreint (trop pauvre), aucune solution n'est réellement satisfaisante. La meilleure hypothèse h^* (optimal) est sélectionnée, bien que sa capacité en généralisation soit faible.
- si H est trop vaste (trop riche), il est probable que plusieurs hypothèses aient un comportement adéquat avec le jeu de données et l'apprenant n'a d'autre choix que d'en choisir une au hasard. Même si une hypothèse optimale h^* très proche ou identique à f_0 existe dans H ($h^* = f_0$), l'apprenant a une faible probabilité de la choisir, car il ne peut la caractériser seulement à partir de données. Cette probabilité décroît avec la richesse de H . L'hypothèse choisie peut alors avoir des performances décevantes en généralisation pour de nouveaux exemples alors qu'elle est cohérente avec l'ensemble des données d'apprentissage.

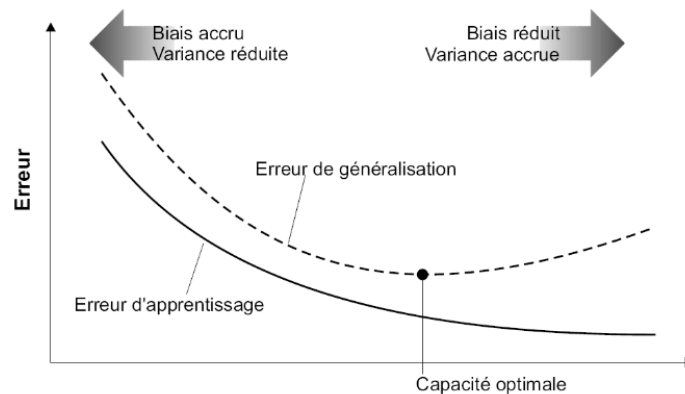


Figure 5.3. Compromis biais-variance pour la sélection d'une hypothèse de capacité de généralisation optimale.

La réalisation d'un algorithme d'apprentissage performant est fortement liée au choix d'un espace H dont la richesse doit être contrôlée, ce qui correspond à choisir un bon compromis entre le biais et la variance. Ainsi, trouver le bon compromis biais-variance permet d'éviter le phénomène de surgénéralisation apprentissage par cœur (overfitting). La figure 5.3 en est une illustration. L'importance de choisir un biais et une variance

d'apprentissage appropriés à une classe de problème d'apprentissage est indispensable pour obtenir de bonnes capacités en généralisation. Le choix de H est un de ces biais d'apprentissage.

Le biais: est à quel point le modèle est loin de la vérité.

La variance: est la mesure dans laquelle l'estimation varie autour de sa moyenne.

D'après Kohavi et Wolpert, le biais, la variance et l'erreur totale sont définis comme suit [100]:

$$bias_x^2 = \frac{1}{2} \sum_{y \in Y} \left[\hat{P}_{y,x}(Y = y | X = x) - \hat{P}_T(\zeta(T)(x) = y) \right]^2 - D_x \quad (5.14)$$

$$variance_x = \frac{1}{2} \left[1 - \sum_{y \in Y} \hat{P}_T(\zeta(T)(x) = y)^2 \right] + D_x \quad (5.15)$$

$$D_x = \frac{1}{2} \sum_{y \in Y} \hat{P}_T(\zeta(T)(x) = y) \left[1 - \hat{P}_T(\zeta(T)(x) = y) \right] / (N_T - 1) \quad (5.16)$$

$$error_x = bias_x^2 + variance_x \quad (5.17)$$

X et Y sont des variables aléatoires représentant respectivement l'entrée et la sortie. ζ L'algorithme d'apprentissage, qui a donné un ensemble d'apprentissage T , produit une fonction de classification $\zeta(T)$. $\hat{P}_{y,x}(Y = y | X = x)$ et $\hat{P}_T(\zeta(T)(x) = y)$ sont la probabilité empirique. D_x désigne un terme de dé-polarisation.

2.4 Minimisation du risque structurel et empirique

Les SVMs sont de puissants classifieurs qui font appel aux notions de Minimisation du Risque Empirique (MRE) et de Minimisation du Risque Structurel (MRS) qui leur confère un fort pouvoir de généralisation. La MRS permet d'éviter le phénomène de sur-apprentissage des données. Ainsi, il permet de garantir une estimation moins biaisée du risque réel. Le principe de minimisation du risque structurel consiste à trouver l'hypothèse $h \in H$ minimisant le risque réel de l'apprentissage (*erreur en généralisation*) (figure 5.4) qui peut se réécrire comme suit :

$$R_{réel} = \int_{X \times Y} l[h(x), y] dP(x, y) \quad (5.18)$$

Où l est la fonction de perte, $h(x)$ est l'étiquette prédite, y est l'étiquette vraie (désirée), P est la loi de probabilité jointe définie sur $X \times Y$. Si les données sont indépendamment et identiquement distribuées et si la distribution de probabilité $P(X, Y)$ est constante en apprentissage, alors l'hypothèse minimisant le risque empirique (*i.e.* la somme des coûts mesurés pour chaque exemple d'apprentissage) est une bonne approximation de l'hypothèse cible pour m assez grand.

$$R_{emp}(h) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m l[h(x_i), y_i] \quad (5.19)$$

Dans le cas où m est relativement petit, le principe du classifieur SVM consiste à minimiser une borne supérieure sur le risque structurel; ce qui revient géométriquement et dans le cas de données linéairement séparables, à maximiser la marge sous certaines contraintes sur les exemples

En exploitant un ensemble d'hypothèses de plus en plus riches qui est prise en compte pour la pénalisation ($C \sum \xi_i$ avec C une constante définir l'importance de la *pénalisation*).

Soit une suite d'espaces d'hypothèses $\{H_d\}_d$ telle que :

$$H_1 \subset H_2 \subset \dots \subset H_d \subset \dots$$

Le risque empirique minimum correspondant pour chaque espace H décroît avec l'augmentation de l'indice d , car chaque espace est de plus en plus riche et contient les précédents. Le problème est que plus l'indice d est grand et plus le risque de sur-apprentissage est important. Le principe inductif \mathfrak{I} correspondant à la minimisation du risque structurel est une réalisation du compromis biais-variance et il est formalisé de la façon suivante:

$$h_{\mathfrak{I}}^* = \arg \min_{h \in H_d, d \in \mathbb{N}^+} [R_{emp}(h) + \Omega_{structurel}(H_d)] \quad (5.20)$$

Où $\Omega_{structurel}$ la fonction de pénalisation et \mathfrak{I} correspond à préciser comment vérifier qu'une hypothèse $h \in H$ est la meilleure relativement à un ensemble d'exemples.

La théorie de l'apprentissage de Vapnik [98] à travers la notion de VC-dimension donne un cadre solide à sa réalisation.

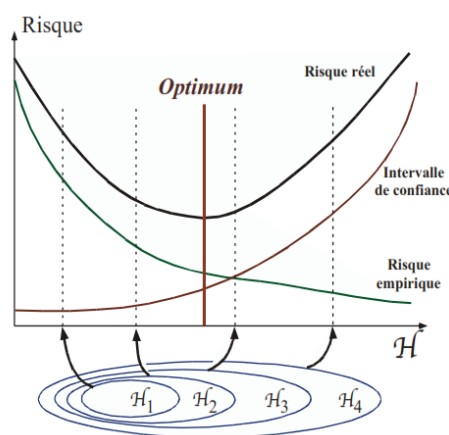


Figure 5.4. Minimisation risque structurel.

2.5. Validation croisée

La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension

conséquente. L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions. Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée (Cross Validation (CV) en anglais), dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage. Ainsi, l'utilisation de techniques de validation croisée peut être considérée comme un principe de sélection d'hypothèses stables. La re-substitution, la méthode Holdout, validation croisée k -fold, la méthode du Leave-one-out sont parmi ces techniques utilisées.

La plus classique est la validation croisée k -fold consiste à diviser l'ensemble de données en k partitions distinctes (dans notre cas nous avons fixé $k = 10$) de tailles presque égales pour en utiliser $k-1$ partitions pour l'apprentissage et la dernière pour évaluer la performance du classificateur. Ce processus est répété k fois pour chacun des k segments disponibles pour le test. L'erreur de test final est la moyenne sur les tests croisés des k estimations possibles, elle est aussi appelée *erreur de généralisation*.

$$e_{réelle} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k n_e(i) \quad (5.21)$$

Où $n_e(i)$ est le nombre d'erreurs sur les $k^{ièmes}$ partition.

Il est à noter que la limitation de k à des valeurs peu élevées est principalement motivée par la limitation des durées nécessaires à ces multiples phases d'entraînement.

La résolution de SVM implique la sélection de plusieurs paramètres : le type de noyau, le ou les paramètres du noyau et le paramètre de régularisation C . Dans le cas du noyau Gaussien (Radial Basis Function, RBF) utilisé dans notre approche proposée, deux paramètres sont à optimiser (C et γ), nous allons par exemple utiliser des séquences exponentielles:

$$\gamma = 2^{-15}, 2^{-14}, \dots, 2^3, \quad C = 2^{-5}, 2^{-4}, \dots, 2^{15}$$

A chaque test de validation, le paramètre du noyau γ et C changent suivant une grille de recherche (grid-search en anglais) prédéfinie (Figure 5.5).

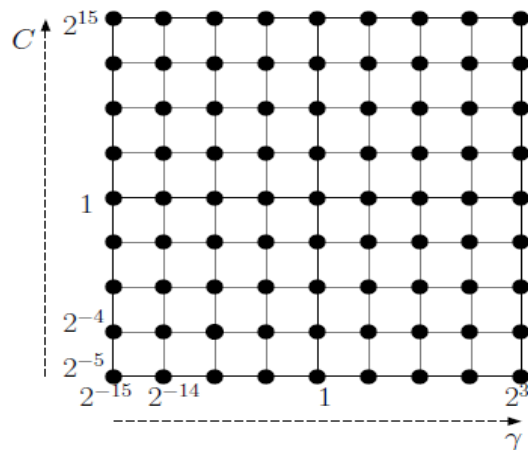


Figure 5.5. Grille de recherche (grid-search) utilisé pour le noyau RBF.

Par conséquent, nous pouvons résumer l'application de l'algorithme SVM en deux grandes étapes :

1. Il faut choisir :
 - Le type de fonction noyau K
 - sa forme
 - ses paramètres
 - La valeur de la constante C
2. La sélection rigoureuse de ces paramètres exige une estimation de la dimension de Vapnik-Chervonenkis (VC-dimension) et l'application de la borne de généralisation ε
 - Dans le **cas séparable**, il est possible de déterminer ces paramètres
 - Dans le **cas non séparable**, il faut tester avec des méthodes empiriques pour faire le meilleur choix

3 Utilisation

Ces algorithmes d'apprentissage SVM, grâce à leur pouvoir de généralisation robuste et leurs fondements mathématiques solides, ont trouvé des domaines d'application très variés.

Parmi les applications courantes de SVM nous avons :

- Détection de visage : SVM classe les parties de l'image en tant que face et non-face et crée une limite carrée autour du visage.
- Catégorisation textuelle et hypertexte : Les SVM permettent la catégorisation textuelle et hypertexte pour les modèles inductifs et transductifs. Ils utilisent des données de formation pour classer les documents dans différentes catégories sur la base du score généré, puis compare avec la valeur de seuil.
- Classification des images : L'utilisation des SVM offre une meilleure précision de recherche pour la classification des images par rapport aux techniques de recherche traditionnelles basées sur des requêtes.

- Bioinformatique : Il comprend la classification des protéines et la classification du cancer.
- Détection de l'homologie des plis et des protéines : Application des algorithmes SVM pour la détection d'homologies à distance.
- Contrôle prédictif généralisé (GPC) : Utilisation de GPC basé sur SVM pour contrôler la dynamique chaotique avec des paramètres utiles.

L'application de SVM dans le domaine de la physique nucléaire est limitée. Cela nous encourageons à appliquer ces méthode avec le détecteur à scintillateur stilbène pour développer de nouvelles techniques de discrimination neutron-gamma combinées entre des méthodes supervisées (BSS) et non supervisées (SVM) afin d'améliorer la qualité de la séparation d'une manière quantitative et avec haute précision.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode de classification par apprentissage supervisé SVM et son intérêt quant à la classification binaire ? il s'agit d'un modèle discriminant puissant qui tente de minimiser les erreurs d'apprentissage tout en maximisant la marge séparant les données des classes.

Dans notre application, la motivation derrière le choix de cette méthode est basée sur plusieurs avantages tels que :

- Ses fondements mathématiques solides (Théorie de Vapnik) ;
- Son efficacité lors de la discrimination (compétitions, applications, ...) ;
- La possibilité de gérer les problèmes non linéaires (*i.e.* convertir en résolution d'un problème quadratique convexe) et la discrimination d'objets structurés à l'aide de noyaux ;
- Le nombre faible de paramètres (C , noyau) dont le choix est déterminant (habituellement suite à une validation croisée) ;
- Le grand taux de classification et de généralisation par rapport aux méthodes classiques ;
- ...

Chapitre 6

Application des méthodes de la séparation aveugle des sources à la caractérisation et la discrimination neutron-gamma: méthodes matricielle et tensorielle non-négatives

1 Introduction

Les résultats présentés ici concernent particulièrement l'application de nouvelles méthodes d'estimation du flux neutronique avec deux types de détecteurs : la chambre à fission WL-7657 et le scintillateur organique stilbène. Ces nouvelles méthodes proposées reposent sur l'application des algorithmes de séparation aveugle des sources. Cela permet, en premier lieu, d'améliorer les approximations faites en utilisant les méthodes actuelles, et d'autre part, d'envisager de nouvelles méthodes statistiques.

La procédure du choix des meilleurs algorithmes NMF et NTF et leurs applications à la discrimination neutron-gamma sont décrites dans ce qui suit. Par ailleurs, la caractérisation du signal neutronique résultants est effectuée par la représentation temps-fréquence en utilisant le spectrogramme et la transformée en ondelettes continue respectivement.

2 Choix des algorithmes de NMF et NTF

Notre application consiste à choisir le meilleur algorithme pour séparer les signaux à la sortie de deux types de détecteurs, à savoir la chambre à fission WL-7657 et le scintillateur organique stilbène.

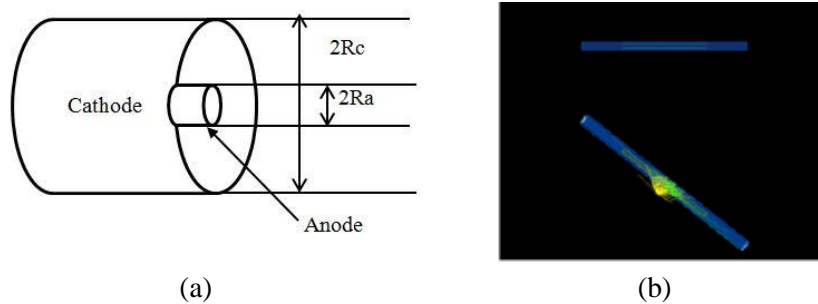
2.1 Cas de la chambre à fission WL-7657

Avant d'appliquer les méthodes de la séparation aveugle des sources pour analyser les signaux de sortie de la chambre à fission nous avons procédé deux étapes de simulation. La première repose sur GEANT4 [101] (acronyme de GEometry ANd Tracking) est un code Monte Carlo, écrit en langage orienté objet C++. Il est développé par une collaboration des scientifiques et des ingénieurs dont le but de la maintenance, le développement et l'assistance d'un code de simulation répond aux besoins des expériences du LHC (Large Hadron Collider) [102] et des autres applications. Plus précisément, GEANT4 est une plateforme permettant de simuler et visualiser le passage des particules à travers la matière. Construction du détecteur/Géométrie, Visualisation, Accessibilité sont parmi les avantages principales de cette plateforme. En exploitant ces avantages on peut modéliser et visualiser les interactions des

neutrons avec la chambre à fission comme le montre la figure 6.1 en se basant sur ses caractéristiques géométriques dans le tableau suivant. Notons que Cf-252 est la source neutronique utilisée.

Matériels	
Structures	Aluminum
Isolant	Al ₂ O ₃
Dépôt fissile (mass, épaisseur)	U-235 enrichi 90% (~1.68g, 2.0 mg/cm ²)
Gaz de remplissage (pression)	Argon 95% Nitrogen 5% (76 cm-Hg)
Dimensions de détecteur	
Diamètre nominal	3.00 pouces
Longueur nominale	13.62 pouces
Longueur sensible nominale	7.00 pouces

Tableau 6.1. Caractéristiques techniques de la chambre à fission WL-7657.



La deuxième étape, consiste à utiliser la suite code pyFC pour générer le signal de sortie de la chambre à fission. Le pyFC est un code implémenté en langage Python et développée par Zs. Elter [103], [104]. Il existe des outils logiciels similaires (comme décrit dans les références [20],[105], [106]), mais pyFC vise à fournir une voie de calcul simple et rapide afin de faciliter la génération de signaux de la chambre à fission.

La structure du code pyFC est illustrée à la figure. 6.2. Le code échantillonne d'abord les produits de fission (PFs), puis leurs trajectoires dans le gaz de remplissage et la distribution spatiale des charges créées le long des trajectoires sont calculés à l'aide du programme TRIM [107]. TRIM (TRansport of Ions in Matter) est un ensemble de programmes basés sur Monte Carlo qui déterminent le pouvoir d'arrêt et la gamme des ions légers et lourds dans la matière. Puisque TRIM définit le matériau cible (gaz de remplissage) comme un cuboïde massif tridimensionnel avec une forme cylindrique, certaines rotations géométriques sont exécutées dans la suite code pyFC en fonction des angles d'incidence initiaux des ions. Les paramètres de la collection des charges (tels que la mobilité des électrons dans le gaz) sont calculés avec le logiciel BOLSIG [108]. Le couplage des codes se fait en Python. Le temps de la collection des charges est calculé dans une grille numérique. La création des impulsions est basée sur le théorème de Shockley-Ramo [23].

Le code pyFC génère les impulsions résolues en temps créées dans chaque événement et permet d'analyser les statistiques des impulsions. Les détails des considérations implémentées derrière le système de code sont décrits [103].

Les chambres multi-électrodes et multi-couches peuvent être étudiées avec superposition, c'est-à-dire en combinant les résultats de plusieurs essais, chacun correspondant à un dépôt fissile en supposant que les espaces inter-électrodes sont mutuellement indépendants.

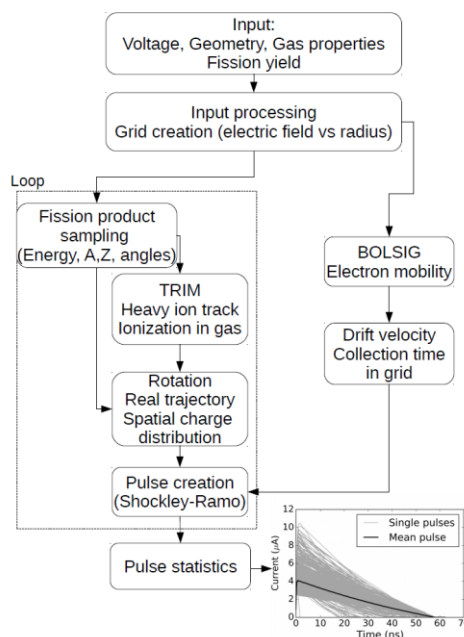


Figure 6.2. Structure du code pyFC

Il est à signaler que pour réaliser cette simulation, il doit baser sur les hypothèses suivantes :

- La chambre à fission est considéré en régime de saturation (aucune avalanche et événement de recombinaison ne sont pris en compte);
- Un seul des deux PF ionise le gaz;
- L'autoprotection des PFs dans le dépôt fissile est négligeable ;
- L'effet des charge d'espace sont négligés (chaque PF ionise le gaz indépendamment) ;
- Le gaz de remplissage est homogène ;
- Le courant induit seulement par les électrons (La mobilité des ions créés par les PFs est beaucoup plus faible) ;
- L'énergie moyenne W pour créer les paires électron-ion est 26.4 eV pour Argon pur et 26.9 eV pour le mélange gazeux argon-nitrogène [20], [109].

La figure 6.3 représente respectivement la moyenne des impulsions neutroniques générées et leur spectre de la distribution des charges.

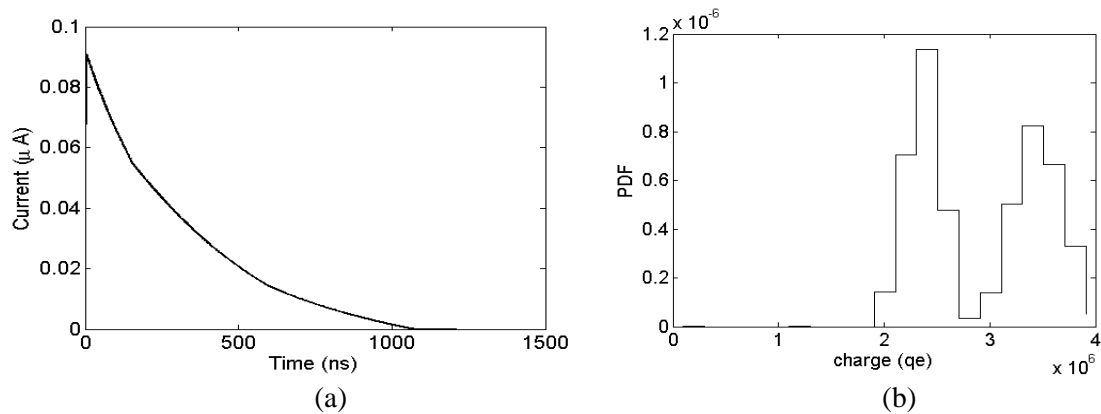


Figure 6.3. Impulsion moyenne (a) et Distribution de charge (b) générées par la chambre à fission WL-7657 via le code PyFC.

2.1.1 Application de NMF

Dans le but d'identifier le nombre optimal d'observations et l'algorithme le plus approprié de NMF permettant la meilleure séparation des sources d'origine, nous avons considéré les signaux simulés à la sortie de la chambre à fission comme des mélanges de séries temporelles. Pour cela nous avons testé 8 parmi 11 algorithmes implémentés dans le toolboxe NMFLab (version 1.2) [12] par le calcul de l'indice de performance ; les 3 algorithmes qui n'ont pas été pris en compte sont des algorithmes classiques de BSS, utilisés pour comparer les performances des différents algorithmes NMF et ICA/BSS. Néanmoins, nos essais ont montré que seulement 3 algorithmes parmi 8 sont stables. Les valeurs de l'indice de performance nous ont permis de classer ces algorithmes comme le montre le tableau suivant. Celui ayant l'indice le plus bas est le plus adapté pour analyser nos signaux.

Algorithmes	PI moyen
NMF	0,404
NMF-Alpha	0,436
GNMF-Cascade	0,4762

Tableau 6.2. Mesure de l'indice de performance pour les algorithmes de NMF les plus stables

Cette mesure a prouvé que l'algorithme *NMF (Regularized Lee-Sung)* correspond à la méthode de séparation aveugle la plus appropriée pour le cas de la chambre à fission. Dans ce travail, nous avons utilisé la forme améliorée de l'algorithme, appelé *Regularized Alternating Least Squares (RALS)* [56],[109].

Il y a lieu de signaler que pour un bon indice de performance, l'application de l'algorithme *RALS* nécessite l'utilisation de m mélanges pour isoler n sources de chaque mélange. Ce nombre m est défini d'une manière empirique selon l'application. Nous avons effectué nos tests avec les signaux synthétisés par le simulateur (pyFC), les tests ont montré que le nombre de mélange doit être égal à 5 (figure 6.5) pour une performance adéquate. Ce choix est justifié par l'évolution de l'indice de performance en fonction du nombre m de mélanges représentée par la courbe de la figure suivant.

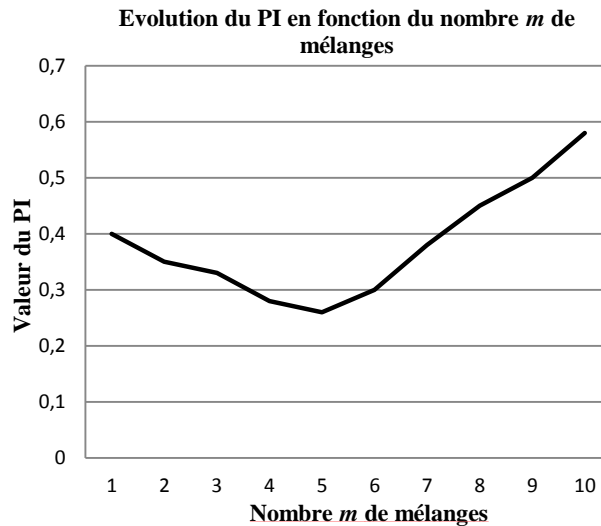


Figure 6.4. Evolution de l'indice de performance en fonction du nombre m de mélanges.

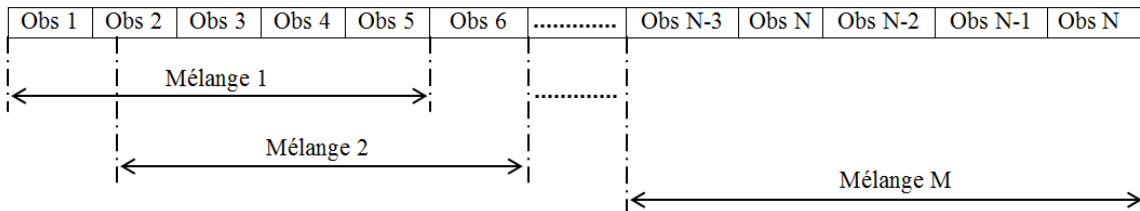


Figure 6.5. Schéma de construction des mélanges.

2.1.2 Application de NTF

De la même façon que NMF nous avons refait les mêmes tests en utilisant la méthode tensorielle à travers de tester 12 algorithmes implémentés sous le toolbox Nonnegative Tensor Factorisation (NTFLab) [12]. Selon la valeur de PI (voir tableau 6.3 qui a été confirmé par la forme des colonnes des observations de nos signaux, nous avons opté pour l'utilisation du modèle *NTF-2*.

Algorithmes	PI moyen
NTF-1	0,404
NTF-2	0,395

Tableau 6.3. Mesure de l'indice de performance pour les algorithmes de NTF les plus stables

La procédure d'application du modèle *NTF-2* :

- 5 composantes non-négatives (sources) $X \in \mathfrak{R}_+^{5 \times 696}$ collectées dans une tranche ;
- Les sources mélangées par une matrice aléatoire commune $A_k \in \mathfrak{R}_+^{5 \times 5}$ avec une distribution uniforme ;
- Tenseur 3D $\underline{Y} \in \mathfrak{R}_+^{5 \times 696 \times 1}$ des sources chevauchées.

2.2 Cas de scintillateur organique stilbène

Dans ce cas, le détecteur à scintillation stilbène a été utilisé avec un cristal de 45×45 mm. Il a été exposé à une source de Californium Cf-252 émettrice des rayonnements neutron-gamma. Un détecteur à scintillation se compose d'un scintillateur et d'un photomultiplicateur de type RCA7265 [110] qui est utilisé pour modifier les signaux de faible lumière, pénétrant dans la photocathode, en impulsions électriques. La sortie du photomultiplicateur (PMT) est connectée directement au préamplificateur via un câble coaxial dont l'impédance caractéristique est de 50Ω .

La nature d'impulsion dépend des caractéristiques du circuit frontal (figure 6.6). Ce circuit est composé d'une anode de PMT ; c'est une électrode qui convertit le courant. Dans notre mise en œuvre, ce circuit est présenté le produit de la résistance R et de capacité C . Notons que, si la valeur de R est choisie pour être proche de l'impédance caractéristique du câble coaxial (qui est 50Ω), des différentes formes des impulsions neutron-gamma apparaissent pendant le temps de décroissance. Dans ce cas, aucun préamplificateur n'est nécessaire. Le temps de montée est le même, d'environ 20 ns pour les deux impulsions, mais la constante de temps de décroissance de l'impulsion gamma est plus courte que celle de neutron. Cette différence de temps de décroissance des signaux de neutrons et de gammas obtenus avec une petite R (50Ω) est présentée sur la figure 6.7. La faible résistance a été utilisée en raison de sa forte capacité en PSD.

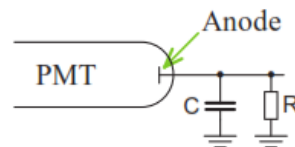


Figure 6.6. Configuration du circuit frontal.

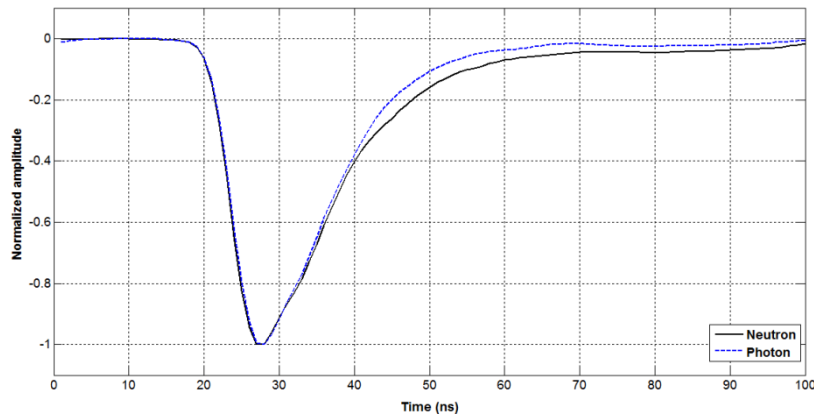


Figure 6.7. Comparaison d'un échantillon de neutron avec un échantillon gamma en utilisant une faible résistance anodique.

Afin d'échantillonner le signal analogique, le numériseur Acqiris DP210 avec une résolution de 8 bits et une fréquence d'échantillonnage de 1GHz, a été utilisé. La figure 6.8 illustre la configuration expérimentale utilisée dans ce travail.

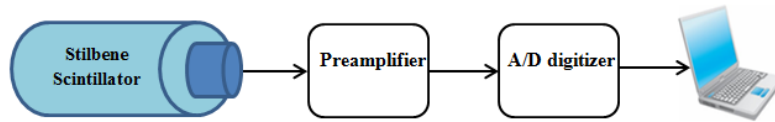


Figure 6.8. Schéma illustratif de la configuration expérimentale.

2.2.1 Application de NMF

De la même manière que pour les tests présentés dans le cas de la chambre à fission. Nos essais ont montré que l'algorithme *Second Order NMF* (PI = 0,384) est la méthode NMF la plus efficace pour réaliser la tâche de séparation des signaux enregistrés à la sortie de stilbène.

2.2.2 Application de NTF

Comme le cas de la chambre à fission, nos essais ont montré que le modèle *NTF-2* (PI = 0,375) est la méthode la plus adaptée pour réaliser la séparation de ces vecteurs. Ce choix a été confirmé par la forme des vecteurs d'observation qui sont sous forme des colonnes

Application de *NTF-2* :

- 5 composantes non-négatives (sources) $X \in \mathfrak{R}_+^{5 \times 1000}$ collectées dans une tranche ;
- Les sources mélangées par une matrice aléatoire commune $A_k \in \mathfrak{R}_+^{5 \times 5}$ avec une distribution uniforme ;
- Tenseur 3D $\underline{Y} \in \mathfrak{R}_+^{5 \times 1000 \times 1}$ des sources chevauchées.

3 Discrimination neutron-gamma par corrélation

Récemment, la représentation temps-fréquence est considérée parmi les méthodes innovantes à la discrimination et à la caractérisation des particules. Dans ce contexte et pour résoudre le problème de la discrimination neutron-gamma, nous proposons dans cette section de caractériser les composantes indépendantes extraites à la sortie de la chambre à fission WL-7657 et le détecteur scintillateur stilbène. Cette caractérisation est basée sur le choix des algorithmes les plus adéquats à l'application de NMF et NTF à travers de leurs représentation dans le domaine temps-fréquence.

3.1 Cas de la chambre à fission WL-7657

Sur la base du choix de l'algorithme NMF pour résoudre le problème de la séparation aveugle de source à la sortie de WL-7657, nous avons trouvé que l'algorithme *RALS* est le plus approprié pour cet objectif. Nous avons appliqué cet algorithme à un ensemble de 32 signaux à travers d'analyser des matrices de mélanges 5 par 5. Afin d'évaluer la performance et la qualité de séparation de cet algorithme, nous avons calculé le rapport signal sur interférence (SIR) selon les colonnes de la matrice de mélange estimée. A travers le tracé de SIR nous avons pu démontrer que tous les signaux générés à la sortie de WL-7657 sont formés par deux composantes indépendantes (ICs) principales (ou 2 sources originales) (figure 6.9) [111]. Cela prouvé que l'algorithme *RALS* a parfaitement réalisé la séparation.

En outre, la figure 6.9 représente une valeur de SIR maximale de 180 dB. Il est important de signaler qu'une bonne performance est obtenue lorsque le $SIR \geq 20 \text{ dB}$, et qu'une excellente performance est atteinte lorsque $SIR \geq 30 \text{ dB}$ [112]. Les résultats suggèrent donc une reconstruction parfaite des sources originales (c'est-à-dire $Y = AX$).

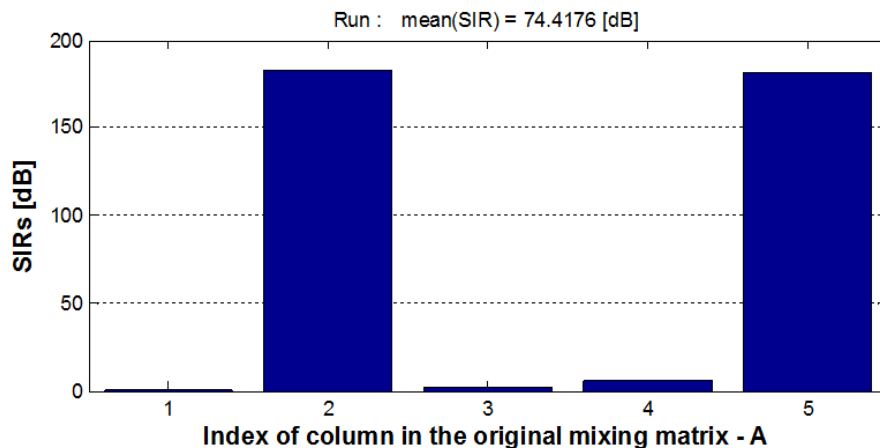


Figure 6.9. Evaluation de SIR selon les colonnes de la matrice de mélange estimée.

Afin de caractériser ces deux composantes indépendantes estimées, nous avons calculé la fonction d'intercorrélation de chaque composante estimée avec les signaux purs correspondant des neutrons et des gammas. Les résultats obtenus montrent que la 2^{ème}

composante estimée est fortement corrélée avec le signal de gammas alors que la 5^{ème} composante estimée est corrélée au signal neutronique, comme illustré par figure 6.10. Par conséquent, la caractérisation de ces deux sources estimées confirme la tâche de séparation de NMF pour réaliser une discrimination neutron-gamma qualitative.

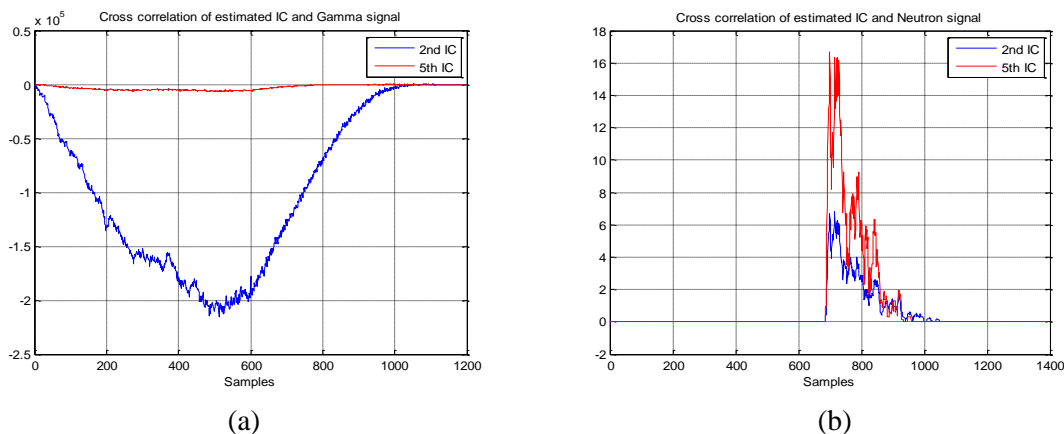


Figure 6.10. Intercorrélation du signal de gammas et la 2^{ème} composante extraite (a) et le signal de neutrons et la 5^{ème} composante extraite (b).

3.2 Cas de scintillateur organique stilbène

Les détecteurs à scintillation organique sont considérés comme des candidats idéaux à la détection des neutrons due de leur capacité d'exploiter la différence de forme d'impulsion résultant de différents retards de désexcitation des particules. Dans ce contexte, de nombreuses recherches ont été menées ces dernières années pour développer des nouvelles méthodes analogiques et numériques. Pour cela nous avons proposé d'exploiter la contrainte de non-négativité de la factorisation matricielle et tensorielle des méthodes de séparation aveugle des sources pour estimer les sources originales à partir des observations mesurées. Comme mentionné auparavant, le calcul de PI a prouvé que l'algorithme *Second Order NMF* est la meilleure méthode pour analyser ces observations. Nous avons appliqué cet algorithme à un ensemble de données de 10 signaux. Le calcul de SIR révèle que tous les signaux enregistrés sont formés par deux composantes indépendantes (figure 6.11), ce qui confirme l'efficacité de l'algorithme *Second Order NMF* à la séparation des sources.

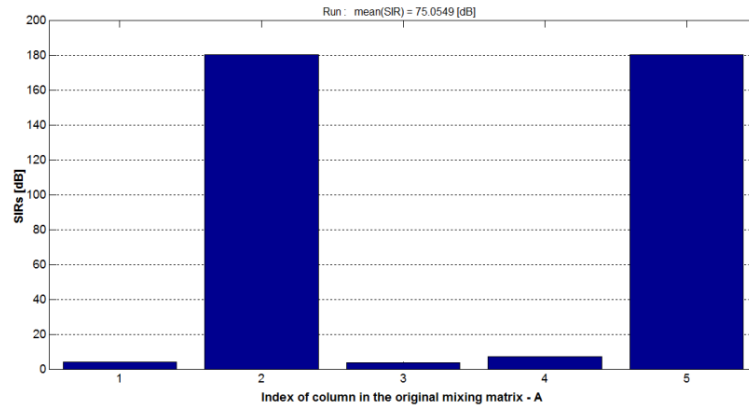


Figure 6.11. Evaluation de SIR selon les colonnes de la matrice de mélange estimée.

Ensuite nous avons caractérisé ces deux composantes par le calcul de l'intercorrélacion entre chaque IC et les signaux purs de neutrons et de gammas. Les résultats obtenus (figure 6.12) indiquent que la 5^{ème} composante estimée est fortement corrélée avec le signal de neutrons et que la 2^{ème} composante estimée est corrélée au signal de gammas. Par conséquent, l'application de NMF a prouvé une discrimination neutron-gamma qualitative hautement qualifiée.

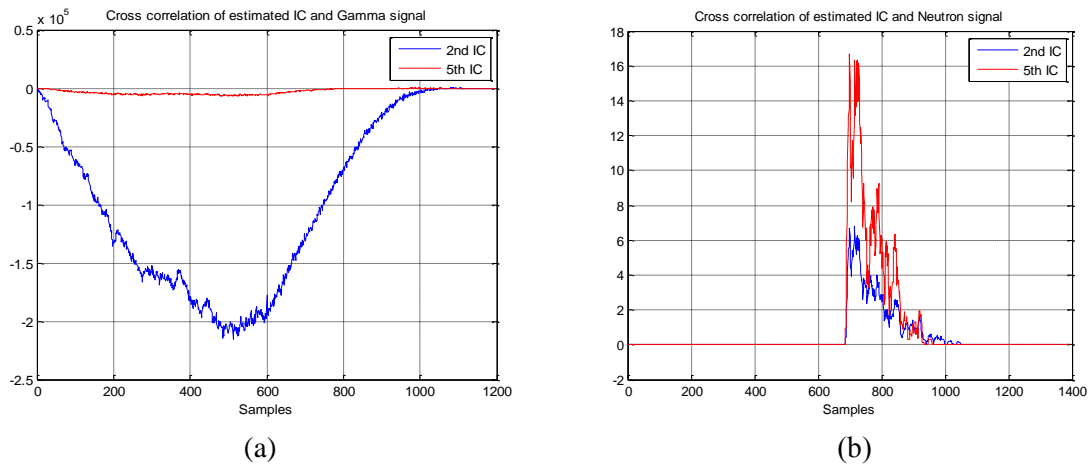


Figure 6.12. Intercorrélacion du signal de gammas et la 2^{ème} composante extraite (a) et le signal de neutrons et la 5^{ème} composante extraite (b).

Afin d'évaluer le degré de corrélacion entre ces deux composantes et les signaux purs de neutrons et de gammas, nous avons calculé les coefficients de corrélacion. Nous avons prouvé une forte corrélacion entre les sources IC5 et IC2 et le signal de neutrons et de gammas respectivement avec un coefficient $\rho=1$.

Dans le cas de NTF, la discrimination neutron-gamma est résolue en utilisant le modèle *NTF-2*. L'application de ce modèle à notre jeu de données via la méthode citée auparavant, a confirmé les résultats obtenus avec l'algorithme *Second Ordre NMF*. En effet, la figure ci-après montre que tous les signaux enregistrés sont également formés par deux composantes indépendantes.

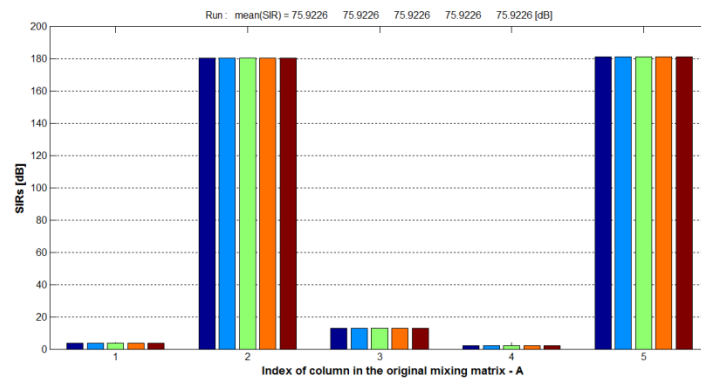


Figure 6.13. Evaluation les valeurs de SIR en fonction de chaque tranche de tenseur 3D de mélange estimé.

En ce qui concerne les tests d'intercorrélation, nous avons trouvé que la 5^{ème} composante présente une forte corrélation avec le signal neutronique, alors que la 2^{ème} composante estimée est corrélée au signal gamma (figure 6.14). Par conséquent, une très bonne efficacité de discrimination avec l'algorithme *NTF-2*. De la même façon que NMF le calcul de degré de corrélation a montré une forte corrélation entre la 5^{ème} composante et le signal de neutrons (figure 6.14(a)) et la 2^{ème} composante et le signal de gammas (figure 6.14(b)) avec un coefficient de corrélation $\rho=1$.

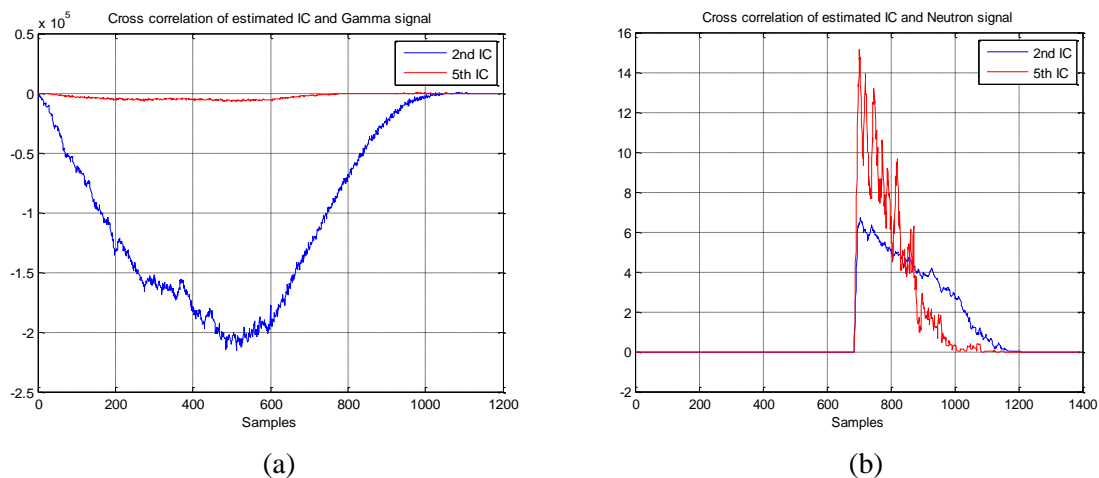


Figure 6.14. Intercorrélation du signal de gammas et la 2^{ème} composante extraite (a) et le signal de neutrons et la 5^{ème} composante extraite (b).

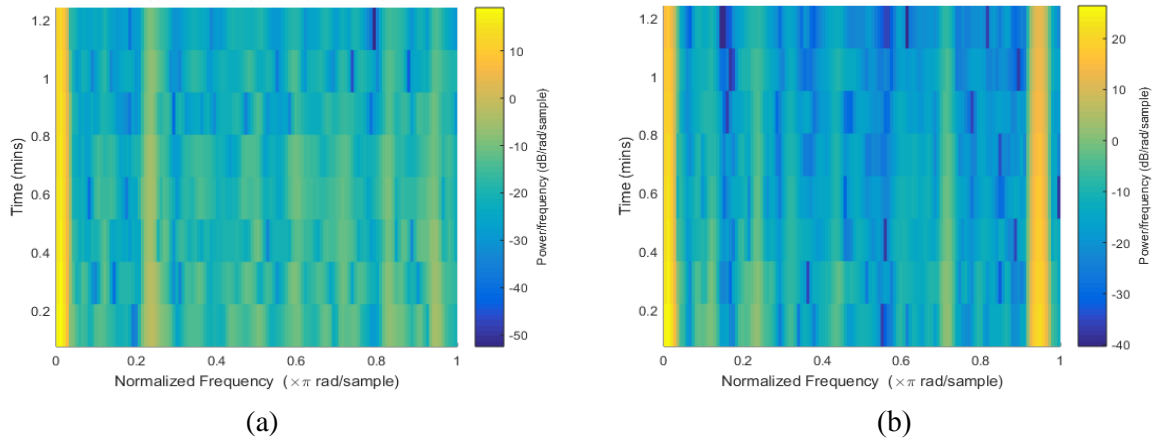
En termes de qualité des signaux séparés, nous avons trouvé que le modèle *NTF-2* est plus efficace que l'algorithme *Second Order NMF*, puisqu'il permet d'obtenir des meilleures valeurs de SIR calculés pour chaque composante indépendante extraite (moyenne (SIR_{NTF}) = 13,792 dB et moyenne (SIR_{NMF}) = 7,705 dB). Cette performance de qualité peut s'expliquer par le fait que les méthodes de factorisation tensorielle utilisent plusieurs matrices de projection (projections 3D dans notre cas), ceci conduit à une séparation plus précise que lors de l'utilisation de matrices de projection 2D.

4 Caractérisation neutron-gamma selon la représentation temps-fréquence

4.1 Caractérisation par spectrogramme

Dans le but de caractériser le signal neutronique à la sortie de la chambre à fission pour une meilleure estimation de ce flux, nous avons opté pour utilisation de la représentation temps-fréquence bilinéaire spectrogramme. Cette technique a prouvé une efficacité à la caractérisation du vecteur des sources mutuellement indépendantes, estimé par l'application des algorithmes de séparation aveugle NMF et NTF.

Le calcul du spectrogramme de chaque composante indépendante des neutrons est réalisé à l'aide d'un programme sous MATLAB[®] 2010a [113]. Il en résulte une représentation temps-fréquence de la densité spectrale de puissance du signal neutronique. La figure 6.15 et la figure 6.16 illustrent ces représentations des composantes indépendantes extraites utilisant les algorithmes *RALS* et *NTF-2* respectivement [114]. Dans le cas de NMF (figure 6.15), il est clair que le signal neutronique est caractérisé par l'apparition d'une densité spectrale élevée dans les intervalles de fréquences $[0,2;0,25\pi \text{ rad/sec}]$ (figure 6.15.a), les deux $[0,7;0,75\pi \text{ rad/sec}]$ et $[0,95;0,98\pi \text{ rad/sec}]$ (figure 6.15.b), seulement $[0,95; 0,98\pi \text{ rad/sec}]$ (figure 6.15.c) et les deux $[0,2;0,25\pi \text{ rad/sec}]$ et $[0,95;0,98\pi \text{ rad/sec}]$ (figure 6.15.d).



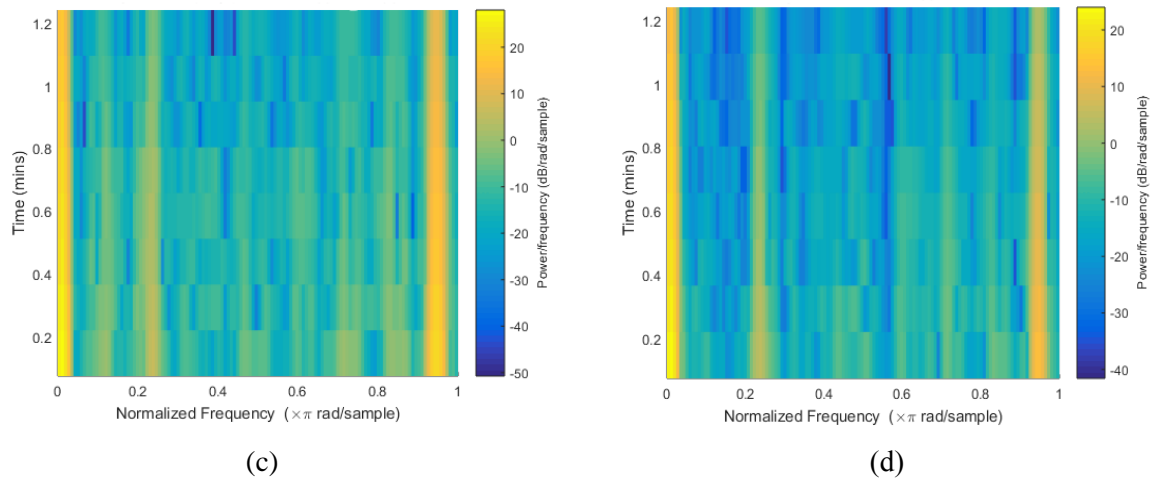


Figure 6.15. Spectrogrammes des sources extraites par application de NMF.

Dans le cas de NTF (figure 6.16), les spectres obtenus (figure 6.16 a, b et c) montrent que le signal neutronique est caractérisé par une seule densité spectrale élevée dans la distribution $[0,0; 0, 057\pi\text{rad/sec}]$ alors que (figure 6.16.d) présente juste un bruit de fond.

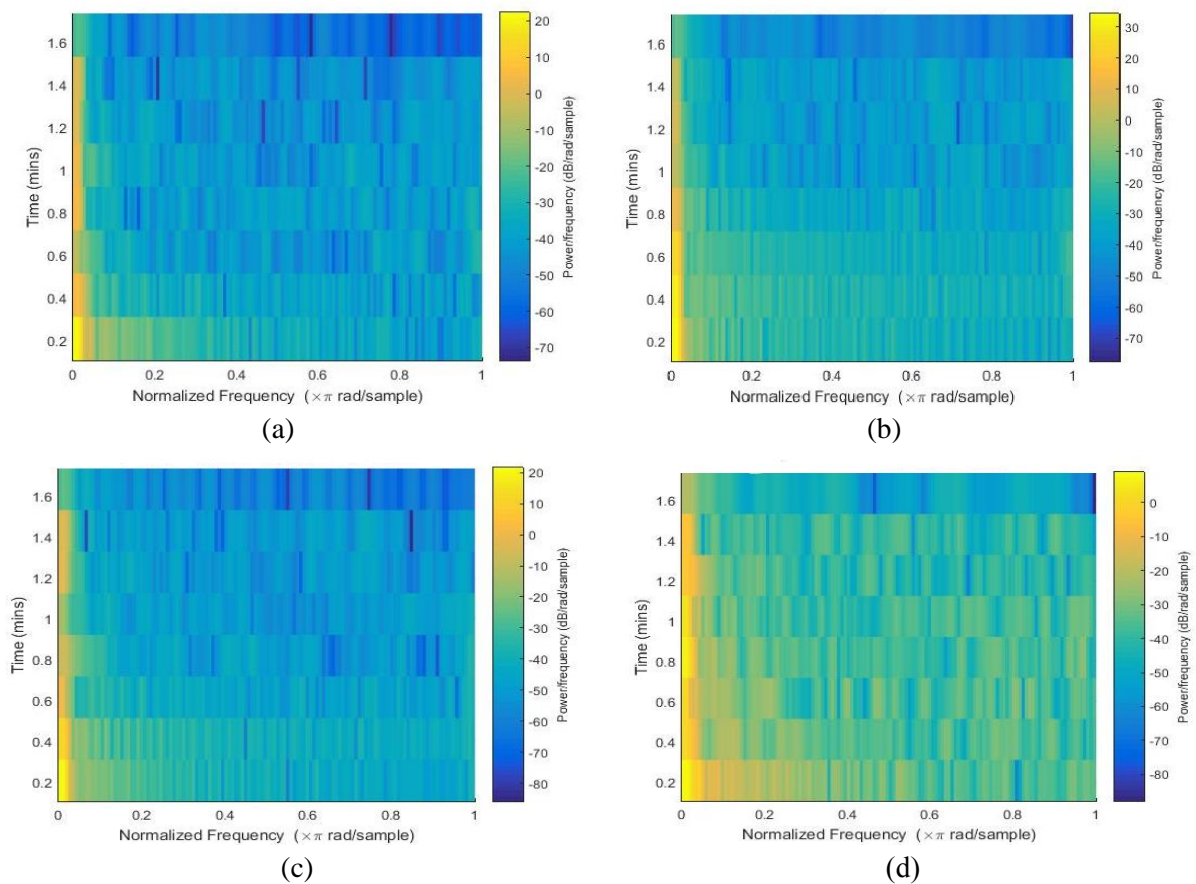


Figure 6.16. Spectrogrammes des sources extraites par application de NTF.

4.2 Caractérisation par ondelettes : Transformée d'Ondelette Continue (TOC)

Le spectrogramme est une analyse mono-résolution, on ne pas être à la fois "précis" en temps et en fréquence. Cependant, pour une large classe de signaux réels, les zones d'énergie sont non-stationnaires sur des périodes courtes à haute fréquence d'où l'intérêt d'une analyse multi-résolution. C'est le cas de notre application avec les signaux délivrés par le détecteur scintillateur stilbène, d'où la nécessité d'introduire d'autres outils d'analyse. La transformée en ondelettes est l'une de ces outils avec son intérêt du problème de reconstruction et de la recherche de représentations pratiques. En effet, cette transformée nous permet bien de reconstruire le signal de départ et présente des avantages d'un point de vue numérique.

Par conséquent, nous avons opté d'introduire la décomposition spectrale par la transformée en ondelettes continue (TOC) pour caractériser les composantes indépendantes récupérées par l'application de l'algorithme *Second Order NMF* et le modèle *NTF-2*. Les scalogrammes obtenus montrent l'existence de deux configurations principales qui confirme que tous les signaux enregistrés à la sortie du détecteur stilbène sont formés par deux composantes indépendantes. L'analyse visuelle des scalogrammes est effectuée selon la valeur maximale de la densité énergétique qui varie du noir (faible densité d'énergie) au blanc (haute densité d'énergie) à travers une palette des couleurs chaude. L'application de l'algorithme *Second Order NMF* (figure 6.17) [115] montre que la 1^{ère} composante se caractérise par deux bandes de haute énergie dans des intervalles du temps et des échelles respectivement [0-25 msec],[700-720 msec] et [7-43] alors que la 2^{ème} composante ne présente qu'une seule bande de haute énergie située sur un axe des échelles [6-35] et du temps [300-320 msec].

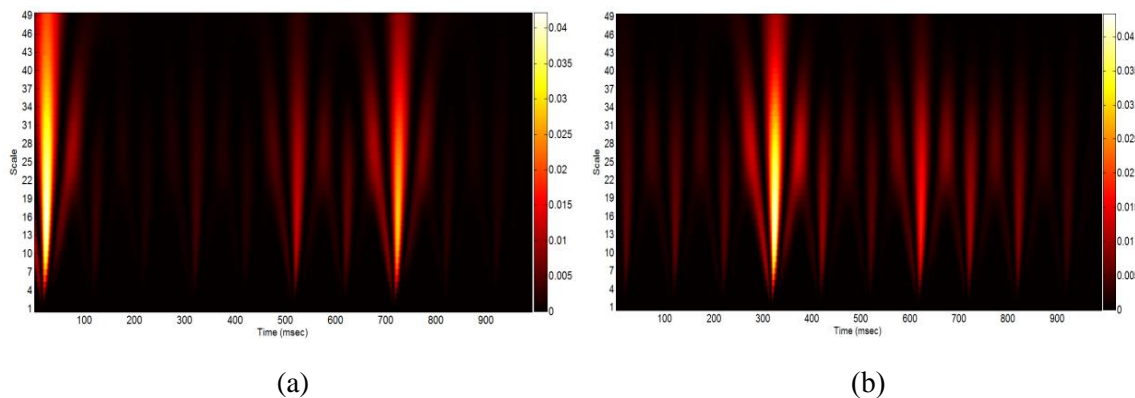


Figure 6.17. Mexican scalogrammes de NMF. (a) la 1^{ère} composante correspond à un signal de neutrons avec deux bandes de haute énergie situées dans des intervalles du temps et des échelles respectivement [0-25 msec], [700-720 msec] et [7-43]. La 2^{ème} composante (b) correspond un signal de gammas caractérisé par une seule bande d'énergie sur l'axe des échelles [6-35] sur un intervalle du temps [300-320 msec].

Ces résultats ont été confirmés lors de l'utilisation du modèle *NTF-2* (figure 6.18) [115]. En effet, nous avons constaté que la 1^{ère} et la 2^{ème} composante se caractérisent par une seule bande de haute énergie située sur l'axe des échelles [5-38] et des intervalles du temps différents [700-720 msec] pour la 1^{ère} composante et [300-320 msec] pour la 2^{ème}.

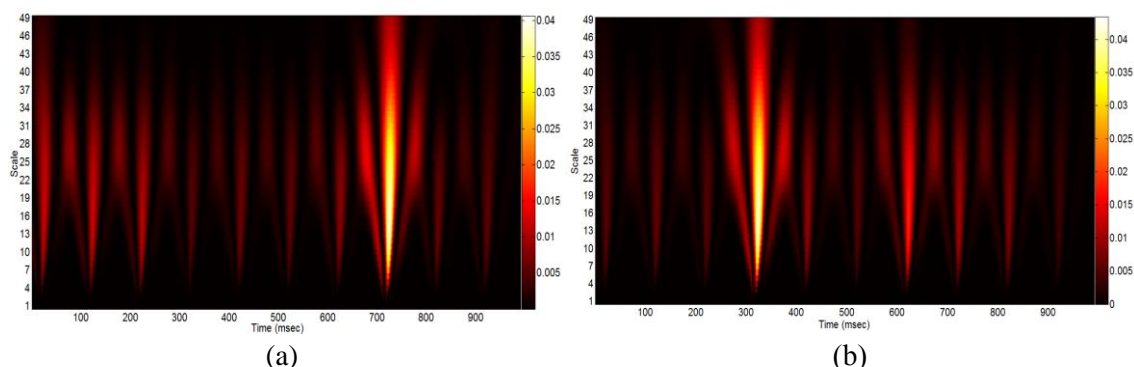


Figure 6.18. Mexican scalogrammes de NTF. (a) la 1^{ère} composante et la 2^{ème} correspondent respectivement à un signal de neutrons et de gammas se sont caractérisées par une seule bande de haute énergie située sur l'axe des échelles [5-38] et des intervalles du temps différents [700-720 msec] pour la 1^{ère} composante et [300-320msec] pour la 2^{ème}.

La comparaison de ces deux scalogrammes obtenus en utilisant les deux techniques de séparation NMF et NTF avec celles des signaux purs correspondant des neutrons et des gammas, confirme que la 1^{ère} composante correspond au signal neutronique et la 2^{ème} correspond au signal de gammas.

5 Conclusion

L'application des méthodes de la séparation aveugle des sources matricielle et tensorielle sous la contrainte de non-négativité, aux signaux délivrés par la chambre à fission WL-7657 et par le scintillateur stilbène, a montré que:

- En se basant sur l'indice de performance (PI), l'algorithme *Regularized Alternating Least Squares* et le modèle *NTF-2* est le meilleur algorithme pour séparer les signaux délivrés par la chambre à fission WL-7657. Alors que l'algorithme *Second Order NMF* et le modèle *NTF-2* sont les plus adéquats pour le cas du scintillateur stilbène ;
- Le calcul du SIR, à partir des colonnes de la matrice de mélange également estimée par les méthodes NTF et NMF, a prouvé que tous les signaux de ces détecteurs sont formés par deux composantes indépendantes. Cela traduit l'efficacité des algorithmes NMF et NTF sélectionnés à la séparation des sources;
- Le calcul d'intercorrélation entre les sources extraites à la sortie de ces détecteurs et le signal pur des neutrons et des gammas révèle la 2^{ème} composante présente une forte corrélation avec le signal pur des gammas, alors que la 5^{ème} est corrélée au signal pur des neutrons. Par conséquent, nous avons abouti une discrimination neutron-gamma qualitative. La validation de cette corrélation est effectuée par le calcul des coefficients de corrélation qui ont donné une excellente corrélation entre ces composantes et le signal pur de neutron et de gamma avec un coefficient très proche de 1;

- La caractérisation du signal neutronique simulé à la sortie de WL-7657 montre que dans le cas de NMF notre signal est caractérisé par une densité spectrale élevée dans les intervalles de fréquence $[0,2; 0,25\pi \text{ rad/sec}]$, $[0,7; 0,75\pi \text{ rad/sec}]$ et $[0,95; 0,98\pi \text{ rad/sec}]$ alors que dans le cas de NTF le signal neutronique se caractérise par une seule bande énergétique située dans la distribution $[0,0; 0,075\pi \text{ rad/sec}]$;
- Les scalogrammes des composantes indépendantes issues du détecteur stilbène ont montré que dans le cas de NMF, le signal neutronique se caractérise par deux bandes principales de haute énergie situées dans les intervalles de temps $[0-25 \text{ msec}]$ et $[700-720 \text{ msec}]$ et dans l'intervalle d'échelle' $[7-43]$. En revanche, le signal gamma ne présente qu'une seule bande de haute énergie située entre les échelles 6 et 35. Cette bande se trouve 300 à 320 millisecondes. Dans le cas de la NTF, les signaux neutron et gamma ne présentent qu'une seule bande de haute énergie chacun. Elle est située dans l'intervalle des échelles $[5-38]$. De plus, cette bande est située sur l'axe des temps respectivement, dans les intervalles $[700-720 \text{ msec}]$ pour les neutrons et $[300-320 \text{ msec}]$ pour les gammas.

Chapitre 7

Application de séparateur à vaste marge à la discrimination Neutron-Gamma

1 Introduction

Afin d'améliorer les performances et la qualité de la discrimination neutron-gamma, nous avons tenté de combiner les résultats d'application des méthodes NMF et NTF avec la méthode SVM. L'objectif est d'aboutir à une discrimination neutron-gamma d'une manière quantitative. La figure 7.1 illustre le schéma synoptique de la méthode proposée.

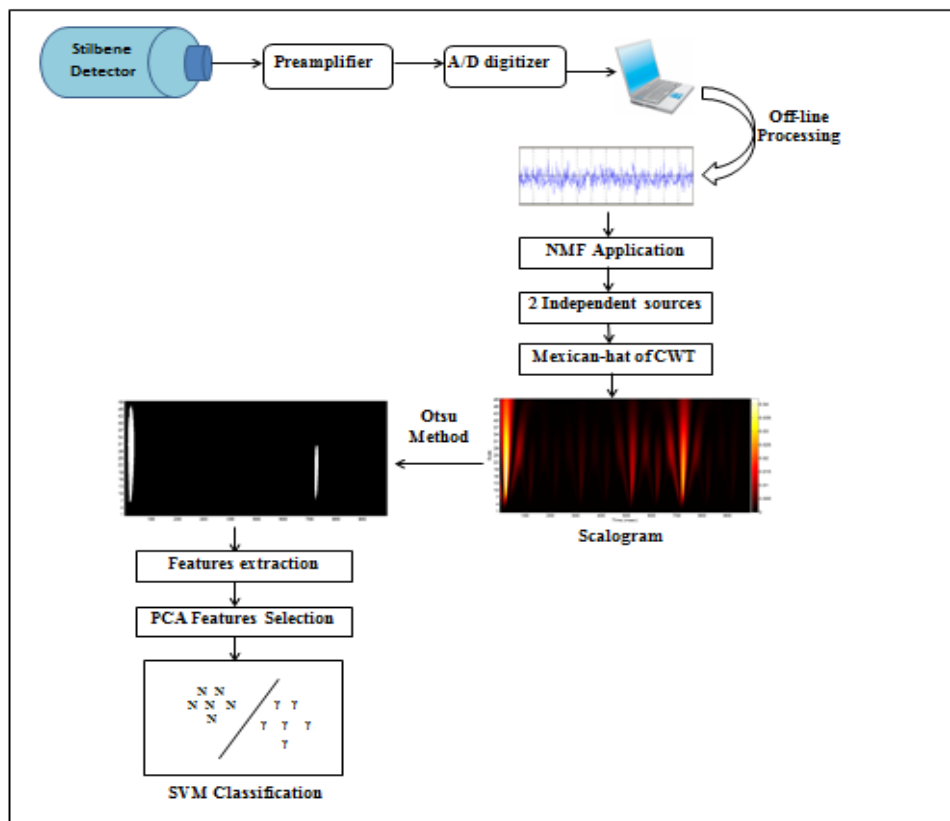


Figure 7.1. Schéma synoptique de l'approche proposée.

En effet, en utilisant la TOC, nous représentons dans le plan temps-échelles l'énergie des composantes indépendantes issues de l'application des algorithmes NTF et NMF aux signaux de sortie des détecteurs étudiés. Les scalogrammes résultants sont convertis en images binaires par application du seuillage OTSU. A partir de ces images ainsi binarisées et segmentées, un vecteur de paramètres caractéristiques des composantes neutrons et gammas est formé. Ce vecteur servira à entraîner le classifieur SVM.

Pour évaluer la pertinence de cette nouvelle méthode de discrimination, nous procéderons à une analyse aveugle d'un set de données réelles (signaux) enregistrées à la sortie du détecteur Stilbène. Le taux de classification des neutrons et des gammas par cette méthode prouvera son efficacité vis-à-vis de la discrimination neutron-gamma.

2 Binarization d'image : Méthode d'Otsu

Pour la binarization des images, nous avons appliqué la méthode Otsu qui nécessite le calcul au préalable de l'histogramme de chaque image et de le séparer en deux classes: une classe ayant un niveau de gris maximal (blanc) et la seconde un niveau de gris minimal (noir) [116]. Les figures 7.2 et 7.3 montrent les histogrammes des scalogrammes correspondant aux résultats d'application de NMF et de NTF à la sortie de détecteur scintillateur stilbène.

Du point de vue de la distribution des pixels, l'algorithme Otsu est capable à trouver une valeur de seuil de binarization appropriée utilisée pour obtenir une segmentation optimale de l'image (figure 7.2 et 7.3). Dans le cas de NMF, nous avons trouvé $\text{Seuil}_{\text{Neutron}} = 0,504$ et $\text{Seuil}_{\text{Gamma}} = 0,499$; alors que dans le cas de l'application NTF $\text{Seuil}_{\text{Neutron}} = \text{Seuil}_{\text{Gamma}} = 0,509$.

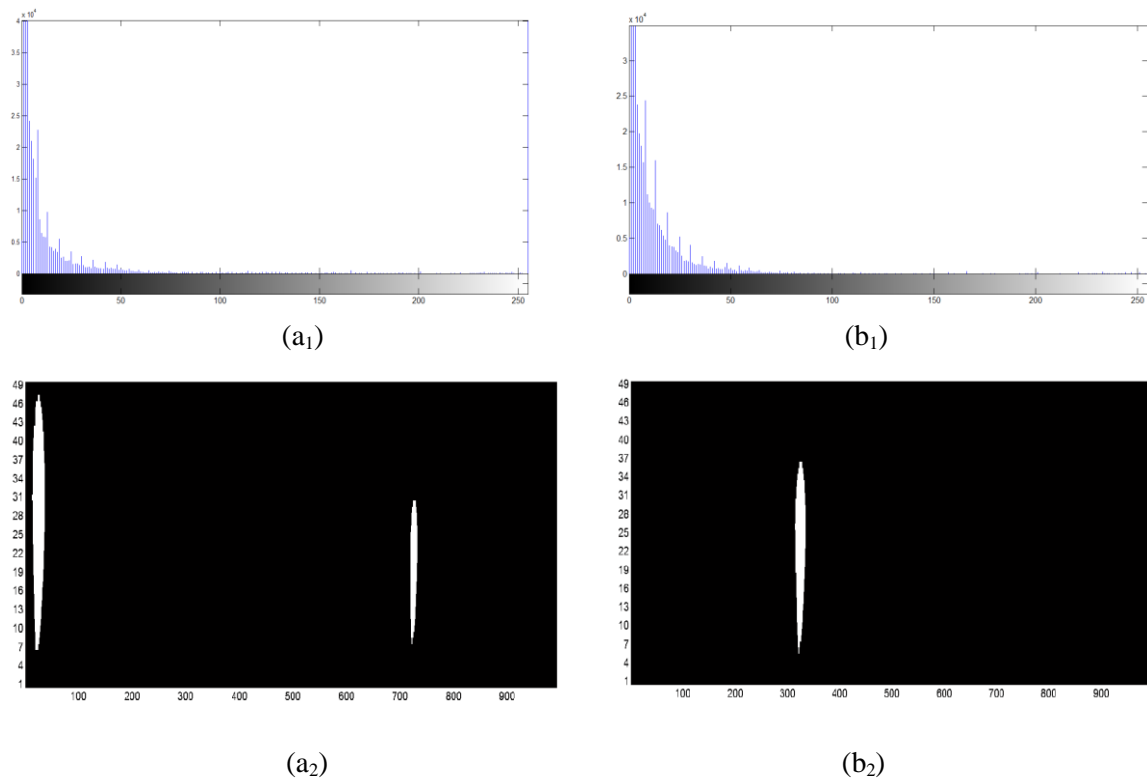


Figure 7.2. Application de NMF: Histogrammes d'un signal de neutron (a₁) et de gamma (b₁). Binarization Otsu des scalogrammes de neutron (a₂) et de gamma (b₂).

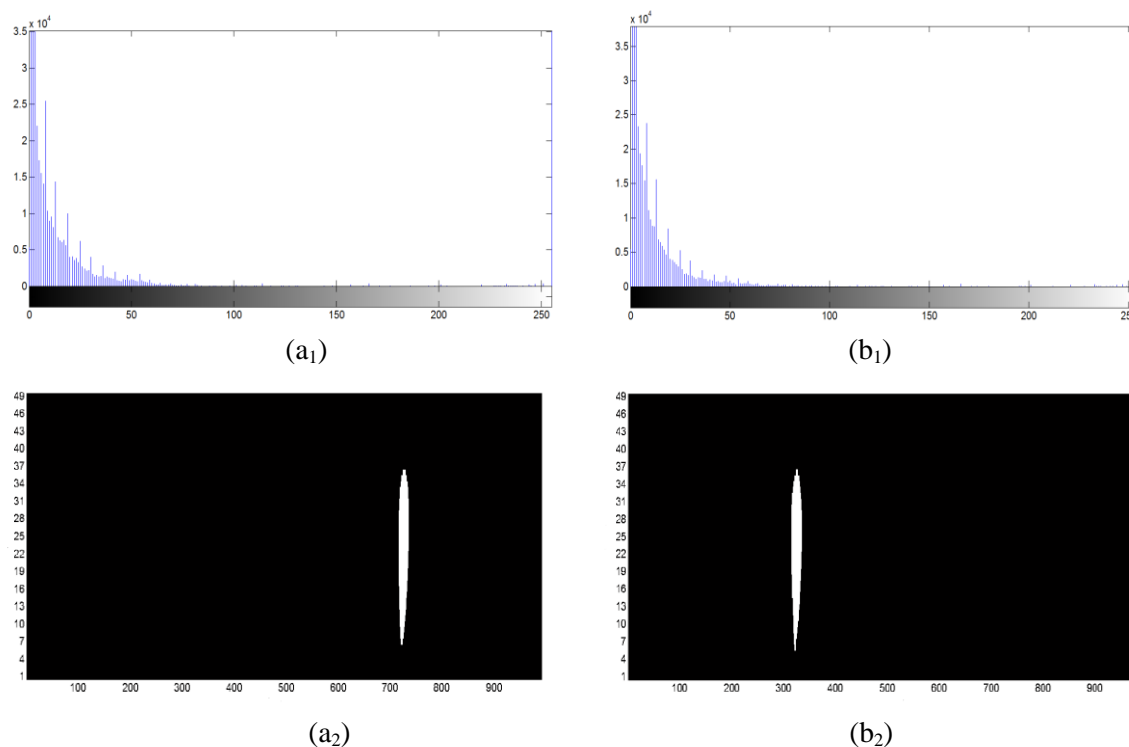


Figure 7.3. Application de NTF: Histogrammes d'un signal de neutron (a_1) et de gamma (b_1). Binarization Otsu des scalogrammes de neutron (a_2) et de gamma (b_2).

Cette segmentation de l'image nous a permis de calculer un vecteur des caractéristiques les plus significatives. Dans ce travail, nous nous contenterons de nous focaliser sur la combinaison de NMF avec SVM (cas de NTF en cours de réalisation). Pour chaque image segmentée de neutron et de gamma, nous avons extrait 13 caractéristiques géométriques. Afin d'améliorer la précision de notre modèle SVM, nous avons utilisé la méthode Analyse en Composante principale (Principal Component Analysis (PCA)) qui est l'une des techniques de transformation des fonctionnalités. PCA est une méthode populaire pour réduire la dimension d'une matrice de données. La première direction de composante principale des données est celle dans laquelle les observations varient le plus [117]. À partir de l'application de PCA, nous avons trouvé trois caractéristiques principales à savoir : Area, MinorAxisLength et MajorAxisLength qui sont les plus pertinentes à la classification des neutrons et des gammas.

3 Classifieur SVM non linéaire

Le modèle de classification de SVM est conçu pour produire un meilleur modèle qui permet de prédire l'étiquette de classe des nouvelles données. Dans ce travail, le programme Matlab est utilisé pour exécuter le modèle de classifieur SVM, d'abord entraîner SVM, ensuite valider le classifieur. Puis, utiliser la machine entraînée pour prévoir de nouvelles données.

Afin d'entraîner le classifieur SVM, les ensembles de données de neutrons et de gammas doivent être équilibrés pour le former. Nous avons utilisé 200 images de sortie segmentées avec 100 images pour les neutrons et 100 images pour les gammas. A partir de chaque image,

nous avons extrait 3 caractéristiques principales en utilisant PCA qui ont formé un vecteur d'attributs. Selon le classifieur SVM, les neutrons et les gammas peuvent être séparés en deux classes $\{+1,-1\}$. Pour obtenir une bonne précision prédictive, diverses fonctions du noyau SVM peuvent être utilisées en ajustant leurs paramètres. Dans notre cas, nous avons testé trois noyaux: Gaussien (Radial Basis Function, RBF), linéaire et polynomial en variant la complexité du modèle pour sélectionner le noyau qui a une petite erreur de généralisation. Pour la fonction linéaire, la complexité est variée en utilisant le coefficient de pénalité C . Nous avons trouvé une petite erreur de classification de 25% avec $C = 10^{-3}$. Pour la fonction polynomiale, nous avons varié l'ordre du modèle d de 1 à 12. L'ordre polynomial $d = 2$ est celui qui a donné la plus petite erreur 25,50%. Pour le dernier noyau RBF, la complexité varie selon deux hyperparamètres principaux : La bande passante γ et le coefficient de pénalité (ou régularisation) C . Pour sélectionner les meilleures paires γ et C , nous avons utilisé la validation croisée k -fold (dans notre cas nous avons fixé $k=10$) et la grille de recherche (grid-search) sous forme des séquences exponentielles $\{C = 2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}, \gamma = 2^{-15}, 2^{-13}, \dots, 2^3\}$, en variant γ et C séparément. Dans ce processus, nous avons trouvé que $C = 32$ et $\gamma = 0,5$ sont les meilleurs paramètres avec une petite erreur généralisation de 0,07%. Le tableau 7.1 résume l'erreur de classification de chaque noyau.

Type de noyau	Erreur de classification
RBF	0,07 %
Linéaire	25,00 %
Polynomial	25,50 %

Tableau 7.1. Erreur de généralisation des trois fonctions du noyau SVM.

Le meilleur modèle est celui qui présente la plus faible erreur de prédiction sur les échantillons qui n'ont pas été vus pendant le processus d'entraînement et qui proviennent de la même distribution que l'ensemble d'apprentissage. En termes d'analyse de biais-variance, la Fig.7.4 a prouvé une valeur de compromis optimale $C= 32$ entre l'erreur d'apprentissage et l'erreur de test. Cela reflète l'efficacité et la capacité de notre modèle à minimiser le biais. Par conséquent, minimiser l'erreur de généralisation du modèle de prédiction.

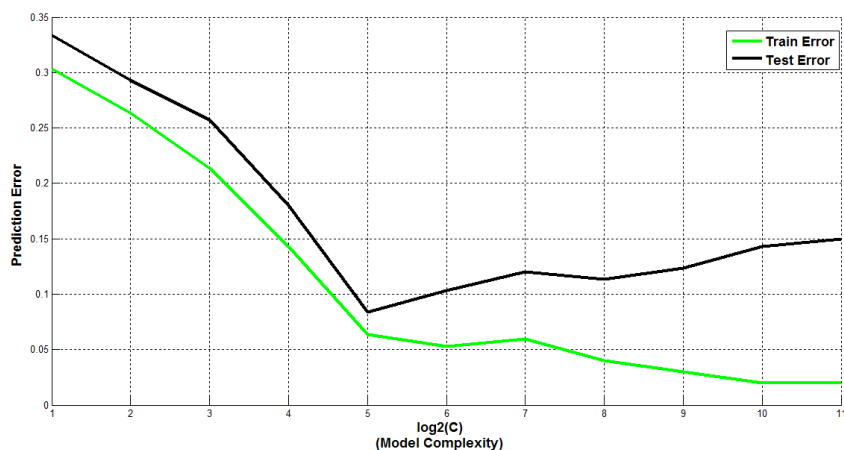


Figure 7.4. Représentation de la complexité du modèle en fonction de l'erreur de prédiction.

Afin d'évaluer notre modèle SVM, nous avons testé 100 nouvelles images (blind en anglais) avec 50 images pour les neutrons et 50 images pour les gammas. Nous avons correctement étiqueté 98 images sur 100 images et obtenu ainsi une grande justesse de classification sur l'ensemble de test. Notre modèle SVM fournit un excellent taux de classification de 99,93% qui prouve la performance de l'approche proposée.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de la discrimination neutron-gamma dans le cas du détecteur scintillateur stilbène. Cette discrimination est basée sur les machines à vecteurs de support combinées à la segmentation des images de représentation des modules de la TOC des composantes indépendantes issues de l'application de la NTF et de la NMF aux signaux de sortie de ce détecteur. Cette méthode s'est avérée efficace pour une distinction quantitative entre les signaux neutrons et gammas avec un taux de classification très élevé de l'ordre de 99,93%. Ceci nous permet de confirmer et de valider les résultats obtenus par les méthodes de la séparation aveugle des sources d'une manière quantitative quant à la discrimination neutron-gamma.

Chapitre 8

Conclusion générale et perspectives

Les travaux de cette thèse s'inscrivent dans un projet ambitieux regroupant l'Équipe des Sciences et de la Matière du Rayonnement (ESMaR) et le Centre National de l'Énergie, des Sciences et des Techniques Nucléaires (CNESTEN). Son objectif principal est d'introduire de nouvelles méthodes de traitement numérique du signal afin d'améliorer les techniques de mesure de flux neutronique, et ce dans la perspective d'une meilleure estimation de ce flux dans un champ de rayonnements mixtes, en particulier au sein du réacteur de recherche TRIGA MARK II du CNESTEN.

La présence des rayonnements gamma reste toujours un inconvénient qui entrave une bonne détection des flux neutroniques. Pour pallier à ce handicap, des techniques analogique et numérique de discrimination neutron-gamma ont été développées et utilisées.

L'originalité de notre contribution consiste à introduire des techniques de traitement du signal et d'image, supervisées et non supervisées, pour traiter, analyser, transformer et exploiter les signaux enregistrés par les détecteurs associés à la mesure neutronique les plus utilisés, à savoir la chambre à fission et le scintillateur organique stilbène. Notre objectif est de pouvoir procéder à une discrimination neutron-gamma d'une manière à la fois qualitative et quantitative.

Dans cette optique, visant à améliorer le contrôle de flux neutronique au sein du réacteur TRIGA MARK II, nous avons utilisé et simulé la chambre à fission qui s'avère le détecteur le mieux adapté aux exigences du contrôle-commande et par conséquent à l'estimation du flux neutronique. Ainsi, nous avons considéré les signaux de sortie de la chambre à fission simulée par le code pyFC, comme des mélanges matriciels (observations) de séries temporelles d'échantillons qui sont analysées par la factorisation en matrices non-négatives (NMF). Vue sa meilleure valeur d'indice de performance de séparabilité, l'algorithme *Regularized Lee-Seung*, sous sa forme améliorée *Regularized Alternating Least Squares (RALS)*, s'est avéré la méthode NMF la plus efficace pour réaliser la tâche de séparation aveugle des composantes indépendantes formant les mélanges analysés. Le calcul du rapport signal sur interférence (SIR) selon les colonnes de la matrice estimée de séparation, montre que tous nos signaux observations sont formés par deux composantes indépendantes (ICs) principales. L'évaluation de la fonction d'intercorrélacion a permis de confirmer que nous avons qualitativement effectuée une discrimination entre les signaux de neutrons et ceux de gammas.

La représentation spectrale de l'IC neutronique est caractérisée par des densités spectrales élevées dans les intervalles $[0,2; 0,25\pi \text{ rad/sec}]$, $[0,7; 0,75\pi \text{ rad/sec}]$ et $[0,95; 0,98\pi \text{ rad/sec}]$. En utilisant, le modèle tensoriel *NTF-2*, l'IC neutronique résultant, se caractérise par une seule bande énergétique située dans l'intervalle $[0,0; 0,075\pi \text{ rad/sec}]$.

Par ailleurs, le scintillateur organique stilbène est un excellent instrument pour la détection des neutrons rapides. Dans le but d'améliorer les techniques utilisées pour ce genre de détecteur, nous nous sommes proposés d'exploiter la puissance des méthodes de séparation aveugle de sources pour résoudre le problème de la discrimination neutron-gamma, et par la

même occasion d'avoir le privilège de les introduire pour la première fois dans le domaine du traitement numérique des données de la spectrométrie neutronique.

Ainsi, nous avons considéré la discrimination neutron-gamma à partir des signaux enregistrés à la sortie du détecteur stilbène en tant qu'un problème de séparation aveugle des sources. En effet, nous avons réussi à récupérer les ICs qui forment le signal d'observation en appliquant la factorisation en matrices et en tenseurs non-négatives (NMF/NTF). Le calcul d'indice de performance de séparabilité de chaque méthode NMF et NTF, nous a permis de sélectionner le *Second Order NMF* et le modèle *NTF-2*, comme les algorithmes les plus adéquats pour une meilleure discrimination neutron-gamma. Le calcul du SIR montre que tous les signaux enregistrés à la sortie du scintillateur stilbène sont formés par deux ICs dont l'une correspond au signal neutronique et l'autre aux gammas. Comme pour le cas de la chambre à fission, cette discrimination reste qualitative même si la corrélation effectuée est qualifiée d'excellente (coefficient de corrélation $\varphi=1$).

Pour cette raison, nous avons considéré la TOC basée sur la fonction « Chapeau Mexicain » pour représenter ces deux ICs dans le plan temps-échelles. Cette représentation a été considérée comme une image que nous avons binarisée par la méthode Otsu. Le résultat étant une image segmentée en région d'intérêts, nous a permis d'extraire un vecteur de paramètres caractérisant les signaux neutrons et gammas. Ce vecteur de paramètres a été ensuite injecté dans un séparateur à vaste marge non linéaire (SVM) qui nous a permis de séparer les neutrons et les gammas avec un taux de classification très élevé (99,93%). Par conséquent, nous avons pu, grâce à cette classification très précise combinant des méthodes supervisées et non supervisées, réaliser notre objectif de la discrimination neutron-gamma d'une manière quantitative.

Le projet a abouti à des résultats encourageants. Ceci suggère de mettre en œuvre les algorithmes NMF et NTF testés dans notre travail, sur des cartes programmables de type DSP et ou FPGA pour pouvoir bénéficier de leurs puissances en temps de calcul et ainsi pouvoir réaliser une analyse discriminatoire des neutrons et des gammas en temps réel. Par conséquent, il serait possible de développer, d'une part, une nouvelle chaîne de mesure neutronique numérique afin d'extraire en ligne plus d'informations sur la cinétique du réacteur et d'élaborer un système automatique de contrôle-commande du réacteur TRIGA MARK II du CNESTEN, et d'autre part, d'élaborer de nouvelles chaînes d'acquisition numérique pour la spectrométrie neutronique et gamma dans le but d'améliorer le traitement des données en temps réel. Il serait, également, intéressant d'explorer la caractérisation expérimentale des signaux composites en sortie de la chambre à fission et procéder à l'interprétation physique des bandes d'énergie dans les intervalles temporels mis à jour par les scalogrammes en sortie du scintillateur ainsi que la répétabilité en présence de différents émetteurs neutron/gamma (par exemple : Am-Be).

Annexe

Liste des publications et des communications

Ce travail a donné lieu aux publications indexées et communications suivantes :

1. Publications dans des revues internationales à comité de lecture

1. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, A.Mahmoudi and R.Cherkaoui El Moursli, “Time-Scale Characterization of Neutron and Gamma Signals Using Continuous Wavelet Transform”, In *IEEE-9th International Symposium on Visual Computing (ISVC)*, Rabat, Morocco, November 19-21, 2018.
2. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, and R.Cherkaoui El Moursli, “Spectrogram Analysis of Neutron Signals Using Nonnegative Matrix and Tensor Factorization Algorithms”, In *IEEE-15th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD)*, pp.642-647, Hammamet, Tunis, March 19-22, 2018.
3. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, and R.Cherkaoui El Moursli, “Time-Scale Characterization of Neutron and Gamma Signals Resulting from Nonnegative Matrix Factorization algorithms of stilbene organic scintillator’s outputs”, In *International Youth Nuclear Congress and the 26th WiN Global Annual Conference (IYNCWiN)*, Bariloche, Argentina, March 11-17, 2018.
4. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, and R.Cherkaoui El Moursli, “Blind nonnegative matrix factorization algorithms to estimate the neutron flux of fission chamber detector: Application to Neutron-gamma Discrimination”, In *Journal of Neutron Research (JNR)*, vol.20, pp 33-40, Juin 28, 2018.
5. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, and R.Cherkaoui El Moursli, “Application de la Factorisation en Matrices Non-négatives à la Discrimination des Signaux Neutron-Gamma issus d'un Détecteur à Scintillation Stilbène: Caractérisation Temps-Echelle”, In *2^{ème} colloque Signal, Image, Multimédia et Applications (SIGMA)*, Rabat, Maroc, Mars 14-15, 2018.
6. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, and R.Cherkaoui El Moursli, “Fission Chamber’s Neutron Signal Characterization Using Nonnegative Matrix Factorization”, In *IEEE-3rd International Conference of Advanced Technologies for Signal & Image Processing (ATSIP)*, pp.1-5, Fez, Morocco, May 22-24, 2017.
7. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, and R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron Flux Monitoring Based on Blind Source Separation Algorithms in Moroccan TRIGA MARK II Reactor”, In *Journal of Science and Technology of Nuclear Installations (JSTNI)*, vol.2017, pp.1-8, March 7, 2017.

2. Communications aux conférences internationales à comité de lecture

1. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Fission chamber’s Neutron signal characterization using nonnegative matrix factorization”, *9^{ème} Rencontre Nationale des Jeunes Chercheurs en Physique (RNJCP)*, Casablanca, Maroc, Décembre 27-28 2018. (Oral)
2. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron-gamma discrimination of stilbene scintillator using nonnegative matrix and tensor factorization methods”, *Women in Science-1st Erlangen Symposium*, Nürnberg, Germany, December 9-11, 2018.(Communication orale)
3. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, *IAEA Ministerial Conference on Nuclear Science and Technology: Addressing Current and Emerging Development Challenges*, Vienna, Austria, November 28–30, 2018.(Communication orale)
4. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, A.Mahmoudi, R. Cherkaoui El Moursli, “Time-scale characterization of neutron and gamma signals using continuous wavelet transform”, *9th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC2018)*, Rabat, Morocco, November 27-30, 2018. (Communication orale)
5. H.Arahmane, E-M Hamzaoui, and R. Cherkaoui El Moursli, “Spectrogram time-frequency analysis based on nonnegative matrix factorization for fission chamber’s neutron signal characterization”, *5^{ème} Ecole Franco-Marocaine de la Mesure et l’Instrumentation Nucléaires (EFMMIN5)*, Rabat, Morocco, October 8-12, 2018. (Communication affichée)
6. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron-gamma discrimination based on non-negative with organic scintillation detector: Time-frequency characterization”, *Journées Nationales des Doctoriales et des Jeunes Chercheurs*, Rabat, Morocco, July 18-20 2018. (Oral)
7. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Application de la factorisation en matrices nonnégatives à la discrimination des signaux neutron-gamma issus d’un détecteur à scintillation stilbène: Caractérisation temps-échelle”, *2^{ème} colloque Signal, ImGe, Multimédia et Applications (SIGMA2018)*, Rabat, Morocco, April 17-18, 2018. (Communication affichée)
8. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Spectrogram analysis of fission chamber's outputs signals using nonnegative matrix and tensor factorization algorithms”, *15th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD2018)*, Hammamet, Tunisia, March 19-22, 2018.(Communication orale)
9. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Time-Scale Discrimination and characterization of neutron and gamma signals using nonnegative matrix factorization of stilbene organic scintillator's outputs”, *International Conference on Development and Applications of Nuclear Technologies (NUTECH2017)*, Krakow, Poland, September 10-13, 2017. (Communication orale)

10. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron-gamma discrimination using blind nonnegative and tensor factorization algorithms”, *16th Edition of European Summer School 2017 «Radiochemistry and Nuclear Instrumentation low level Radioactivity»*, Strasbourg, France, August 21-25, 2017. (Communication affichée)
11. H.Arahmane, R.Cherkaoui El Moursli, E-M.Hamzaoui, “Fission chamber’s neutron signal characterization using nonnegative matrix factorization”, *3rd International Conference on Advanced Technologies for Signal & Image Processing (ATSIP2017)*, Fez, Morocco, May 22-24, 2017. (Communication orale)
12. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron-gamma discrimination using nonnegative matrix factorization blind sources separation algorithms”, *International Conference on Application of Radiation Science and Technology (ICARST2017)*, Vienna, Austria, April 24-28, 2017. (Communication orale et affichée)
13. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron-gamma discrimination using nonnegative matrix factorization blind sources separation algorithms”, *International Conference on Nuclear Data for Science and Technology (ND2016)*, Bruges Belgium, September 11-16, 2016. (Communication orale)
14. H.Arahmane, EM.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Neutron signals identification and characterization by NMF algorithms”, *IX International Workshop on Nuclear Structure Properties (NSP2016)*, Sivas, Turkey, September 1-3, 2016, (Communication orale)
15. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Identification et caractérisation des signaux neutronique par l’application des algorithmes NMF”, *4th Ecole Franco-Marocaine de la Mesure et l’Instrumentation Nucléaires (EFMMIN4)*, Marseille, France, July 18-21, 2016. (Communication affichée)
16. H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, “Identification et caractérisation des signaux nucléaires par l’application des algorithmes NMF”, *Journées Doctoriales de la Faculté des Sciences de Rabat*, Rabat Morocco, March 09-11, 2016. (Communication affichée)

Bibliographie

- [1] G.F. Knoll, *Radiation Detection and Measurement*, 4th ed. USA: John Wiley & son LTD., 2010.
- [2] F.Brooks, *A scintillation counter with neutron and gamma-ray discriminators*, Nucl. Instrum. Methods.A 4(1959) 151–163
- [3] L. Vermeeren, M. Wéber, L. Oriol et al., *Experimental verification of the fission chamber gamma signal suppression by the Campbelling mode*, in Proceedings of the 1st International Conference on Advancements in Nuclear Instrumentation, Measurement Methods and their Applications (ANIMMA '09), Marseille, France, June 2009.
- [4] Zs. Elter, M. Bakkali, C.Jammes, I.Pázsit, *Performance of Higher Order Campbell methods, Part I: review and numerical convergence study*, Nucl. Instrum. Methods. A 821 (2016) 66-72.
- [5] P.Filliatre, C.Jammes, B.Geslot, R.Veenhof, *A Monte Carlo simulation of the fission chambers neutron-induced pulse shape using the GARFIELD suite*, Nucl. Instrum. Meth. A 678 (2012)139–147.
- [6] B. Geslot, E.-M. Mabala, C. Destouches, and P. Blaise, *Miniature fission chambers calibration in Pulse Mode: inter-laboratory comparison at the SCK-CEN BR1 and CEA CALIBAN reactors*, in Proceedings of the IEEE International Conference Advancements in Nuclear Instrumentation Measurement Methods and their Applications (ANIMMA 14), August 2014.
- [7] H.Xing, et al., *Simulation study of the neutron–gamma discrimination capability of a liquid scintillator neutron detector*, Nucl. Instrum. Meth. A 678 (2014)1–8.
- [8] B. D ’Mellow, et al., *Digital discrimination of neutrons and γ -rays in liquid scintillators using pulse gradient analysis*, Nucl. Instrum. Meth. A 578 (2007)191–197.
- [9] S.Yousefi, L.Lucchese, M.D.Aspinall, *Digital discrimination of neutrons and gamma-rays in liquid scintillators using wavelets*, Nucl. Instrum. Meth. A 598 (2009) 551-555.
- [10] X.Luo, G.Liu, J.Yang, *Neutron/gamma discrimination utilizing fuzzy c-means clustering of the signal from the liquid scintillator*, in Proceedings of the 1st International Conference on Pervasive Computing, Signal Processing and Applications (PCSPA), September 17-19, 2010, Washington, DC, USA.
- [11] T.Tambouratzis, D. Chernikova, I.Pzsit, *Pulse Shape Discrimination of Neurons and Gamma Rays Using Kohonen Artificial Neural Networks*, Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research 3(2013)77–88.
- [12] A.Cichocki, R. Zdunek, NMFLAB-MATLAB Toolbox for Non-Negative Matrix Factorization, <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB/nmflab.html> and NTF LAB-MATLAB Toolbox for Non-Negative Tensor Factorization, <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB/ntflab.html>
- [13] P.Reuss, *Précis de neutronique*, Les Ulis-France, EDP Sciences/INSTN, 2003; Traduction anglaise: Neutron Physics, EDP Sciences /ENEN /INSTN, 2008.
- [14] T.W.Crane, M. P. Baker, *Neutron Detector*, Chap. 13, Passive Nondestructive Assay of Nuclear Materials. Los Alamos National Laboratory: Reilly, 1991.
- [15] D.Rozon, *Introduction à la cinétique des réacteurs nucléaires*. Montréal, Canada: Ecole

- Polytechnique de Montréal, 1992.
- [16] B. PEROT, *Optimisation des méthodes de mesure neutronique active pour les déchets radioactifs et contribution à la modélisation d'un dispositif industriel*, Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble 1, France, juin 1996.
- [17] A.Hebert, *Applied Reactor Physics*, 1sted. Montreal, Canada: Presse International Polytechnique, 2009.
- [18] NIST. (2011, July) XCOM NIST. [Online]. [http:// physics.nist.gov/ PhysRefData/ Xcom/html/ xcom1.html](http://physics.nist.gov/PhysRefData/Xcom/html/xcom1.html)
- [19] P. Leconte, *Développement et optimisation de techniques de mesure par spectrométrie gamma. Maîtrise et réduction des incertitudes associées*, Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal- Clermont-Ferrand II, Clermont-Ferrand, France, Octobre 2006.
- [20] P.Filliatre, C.Jammes, B.Geslot, R.Veenhof, *A Monte Carlo simulation of the fission chambers neutron-induced pulse shape using the GARFIELD suite*, Nucl. Instrum. Meth. A 678 (2012)139–147.
- [21] H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R. Cherkaoui El Moursli, *Neutron Flux Monitoring Based on Blind Source Separation Algorithms in Moroccan TRIGA MARK II Reactor*, Science and Technology of Nuclear Installations, Vol.2017 (2017) 1-8.
- [22] International Commission on Radiation Units and Measurements, *Average Energy Required to Produce an Ion Pair*, ICRU Report 31, 1979.
- [23] W. Shockley, *Currents to Conductors Induced by a Moving Point Charge*, JAP 9 (1938) 635–636.
- [24] B.Geslot, *Contribution au développement d'un système de mesure multimode pour des mesures neutroniques dynamiques et traitement des incertitudes associées*, Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur Strasbourg I, France, Novembre 2006.
- [25] H.Böck, M.Villa, *TRIGA reactor main systems*, IAEA Number 24311, AIAU, 2004.
- [26] H.Fanet, *Electronique associée aux détecteurs de rayonnements*, Technique de l'Ingénieur BN2 2002.
- [27] General Atomics, <http://triga.ga.com>.
- [28] K.O.Benomar, *Modélisation et traitement des signaux issus des détecteurs neutroniques: séparation neutrons-gamma*, thèse de doctorat, Université de Paris XI, Orsay, France, Janvier 1994.
- [29] D.L.Harrocks, *Application of Liquid Scintillation*, New York, USA: Academic Press, 1974.
- [30] C.Kittel, *Introduction to Solid State Physics*, New York, USA: John Wiley and Sons Inc., 1976.
- [31] G.B.Collins, *Decay times of scintillation*, Phys.Rev. 74 (1948)1542-1543.
- [32] S.Pai, W.F.Piel, D.B.Fossan, M.R.Maier, *A versatile electronic pulse shape discriminator*, Nucl. Instrum. Meth. A 278(1989) 749-754.
- [33] S.Normand, *Conception, réalisation et caractérisation d'un dispositif de détection neutronique basé sur l'utilisation de scintillateurs plastiques dopés au Bore*, Thèse de doctorat, Université de Caen, Caen, France, Octobre 2001.
- [34] P.Blanc, M.Hamel, L.Rocha, S. Normand, R.Pansu, *Study and understanding of neutron/gamma discrimination in organic plastic scintillators*, Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), October 27-November 03,

- 2012, Anaheim, CA, USA.
- [35] M.Hamel, P. Blanc, L. Rocha, S. Normand, R. Pansu, *Study and understanding of n/gamma discrimination processes in organic plastic scintillators*, in Proceedings of the International Society for Optical Engineering SPIE 2013, April 30-May 03, 2013, Baltimore, MD, USA.
- [36] B.D.Mellow, *Digital processing in neutron spectrometry*, Thèse de doctorat, Lancaster University, Lancaster, U.K., 2006.
- [37] D. Shippen, M. Joyce, M. Aspinall, *A Wavelet Packet Transform Inspired Method of Neutron-Gamma Discrimination*, IEEE T NUCL SCI, Vol. 57 (2010) 2617-2624.
- [38] A.Haar, *Zur theorie der orthogonalen funktionensysteme*, Math Anna. 69 (1910)331–371.
- [39] A.Cichocki, S.Amari, *Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications*, John Wiley & Sons, 2005.
- [40] J. Herault, B. Ans. *Réseaux de neurones à synapses modifiables: décodage de messages sensoriels composites par apprentissage non supervisé et permanent*, C. R. Acad. Sc., t.299(1984) 525-528, série III, n13.
- [41] J. Herault, C. Jutten, B. Ans. *Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimetique en apprentissage non supervisé*, In Actes du X^{ème} colloque GRETSI, Mai 20-24, 1998, Nice, France.
- [42] P. Comon, C. Jutten, eds, *Séparation de sources, tome I: concepts de base et analyse en composantes indépendantes*, 2007, Hermès, France.
- [43] C.Jutten, A.Taleb, *Source Separation: From Dusk Till Dawn*, In Proceedings of International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA), June 19-22, 2000, Helsinki, Finland.
- [44] P.Comon, *Independent Component Analysis-A New Concept*, Signal Processing, Vol. 36 (1994) 287-314.
- [45] A. Taleb, C. Jutten, *Source separation in post-nonlinear mixtures*, IEEE Transactions on Signal Processing, 10(1999) 2807-2820.
- [46] J.F. Cardoso, *The three easy routes to independent component analysis; contrasts and geometry*, In Proceedings of International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA), December 9-12, 2001 San Diego, California.
- [47] A.Hyvärinen, J.Karhunen, E. Oja, *Independent Component Analysis*, John Wiley and Sons, 2001.
- [48] C.Jutten, P.Comon, eds, *Separation de sources, tome 2: au-delà de l'aveugle et applications*, Hermes/ Lavoisier, 2007.
- [49] N.Budin, S.Abbound, *Real time multichannel abdominal fetal ECG monitor using a digital signal coprocessor*, Comp Biol. Med., 24 (1994) 451–462.
- [50] D.Callaerts, *Signal separation methods based on singular value decomposition and their application to the real time extraction of the fetal ECG from cutaneous recordings*, Thèse de doctorat, Katolieke Universiteit of Leuven, Leuven, Belgium, 1989.
- [51] N. Thirion, J. Mars, J.L. Lacoume, *Séparation aveugle de signaux large bande : Un nouveau challenge en prospection sismique*, In 5^{ème} Colloque Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI), 18-21 Septembre 1995, Juan-les-Pins,

- 1335-1338.
- [52] A. Mekaoui, L. E. Badri, E.-M. Hamzaoui, and R. C. E. Moursli, *Blind source extraction of HPGe preamplifier's output signals using the thinica algorithm: detection and identification of gamma ray emitters*, *Advanced Studies in Theoretical Physics*, vol. 8 (2014) 1157–1164.
- [53] A. Mekaoui, E.-M. Hamzaoui, and R. C. El Moursli, *Blind source separation of HPGe output signals: a new pulse pile-up correction method*, *Advanced Studies in Theoretical Physics*, vol. 8(2014) 681–688.
- [54] U.Tapper P.Paatero, *Positive matrix factorization: A non-negative factor model with optimal utilization of error estimates of data values*, *Environmetrics*, Vol.5 (1994)111-126.
- [55] D.D.Lee, H. S. Seung, *Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization*, *Letter to nature*, Vol.401 (1999)788-791.
- [56] A.Cichocki, R.Zdunek, A.H.Phan, S.Amari, *Non-Negative Matrix and Tensor Factorizations: Application to Exploratory Multi-way Data Analysis and Blind Sources Separation*, JohnWiley & Sons, New York, NY, USA, 2009.
- [57] F.Itakura, S.Saito, *Analysis synthesis telephony based on the maximum likelihood method*, In *Proceeding of 6th International Congress on Acoustics (ICA)*, August 21-28, 1968, Tokyo, Japon.
- [58] S.Kullback, R.A.Leibler, *On information and sufficiency*, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol.22 (1951)79-86.
- [59] R.Hennequin, *Décomposition de spectrogrammes musicaux informée par des modèles de synthèse spectrale. Modélisation des variations temporelles dans les éléments sonores*, Thèse de doctorat, Télécom ParisTech, Paris, France, 2011.
- [60] A.Cichocki, R.Zdunek, S.Amari, *Csiszar's divergences for nonnegative matrix factorization: Family of new algorithms*, In *Proceeding of 6th International Conference on Independent Component Analysis and Blind Source Separation (ICA)*, March 5-8, 2006, Charleston, SC, USA.
- [61] I.S.Dhillon, S.Sra, *Generalized nonnegative matrix approximations with Bregman divergences*, In *Proceedings of the 18th Neural Information Processing Systems Conference (NIPS)*, December 5-8, 2005, Vancouver, British Columbia, Canada.
- [62] D.D.Lee, H.S.Seung, *Algorithms for Non-negative Matrix Factorization*, In *Proceedings of the 14th Neural Information Processing Systems Conference (NIPS)*, December 3-8 2001, Vancouver, British Columbia, Canada.
- [63] R.Bro, S. D. Jong, *A fast non-negativity-constrained least squares algorithm*, *Journal of Chemometrics*, Vol.11 (1997) 393-401.
- [64] A.Cichocki, R. Zdunek, *Regularized Alternating Least Squares Algorithms for Non-negative Matrix/Tensor Factorization*, In *Proceedings of International Symposium on Neural Networks (ISNN)*, June 3-7, 2007, Nanjing, China.
- [65] C.J.Lin, *Projected Gradient Methods for Non-negative Matrix Factorization*, *Neural Computation*, Vol.19 (2007) 2756-2779.
- [66] R.Zdunek, A.Cichocki, *Fast Nonnegative Matrix Factorization Algorithms Using Projected Gradient Approaches for Large-Scale Problems*, *Journal of Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol. 2008 (2008)1-13.

- [67] R.Zdunek, A.Cichocki, *Non-negative matrix factorization with quasi-newton optimization*, In Proceeding of 8th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing (ICAISC), June 7-11, 2006, Zakopane, Poland
- [68] A.Cichocki, R. Zdunek, NMFLAB-MATLAB Toolbox for Non-Negative Matrix Factorization, <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB/nmflab.html>.
- [69] Y.Wang, Y.Jia, C.Hu, M.Turk, *Fisher non-negative matrix factorization for learning local features*, In Proceedings of the 6th Asian Conference on Computer Vision, January 24-27, 2004, Jeju, Korea.
- [70] D.Guillamet, B.Schiele, J.Vitria, *Color histogram classification using NMF*, Technical report 057, Centre de Visió per Computador, Universitat Autònoma de Barcelona, Octubre 2001.
- [71] M.W.Berry, M.Browne, *Email surveillance using non-negative matrix factorization*, Computational & Mathematical Organization Theory, Vol.11 (2005) 249–264.
- [72] C.Févotte, N.Bertin, J-L.Durrieu, *Nonnegative matrix factorization with the Itakura-Saito divergence: With application to music analysis*, Neural Computation, Vol.21(2009) 793–830.
- [73] K.Drakakis, S.Rickard, R.D.Fréin, A.Cichocki, *Analysis of financial data using non-negative matrix factorization*, International Mathematical Forum, Vol.3 (2008) 1853-1870.
- [74] S.S.Young, P.Fogel, D.M.Hawkins, *Clustering Scotch whiskies using non-negative matrix factorization*, Joint Newsletter for the Section on Physical and Engineering Sciences and the Quality and Productivity Section of the American Statistical Association, Vol.14 (2006)11–13.
- [75] W.Liu, K.Yuan, *Sparse p -norm nonnegative matrix factorization for clustering gene expression data*, International Journal of Data Mining and Bioinformatics, Vol.2 (2008)236–249.
- [76] M.Welling, M.Weber, *Positive tensor factorization*, Pattern Recog. Letters, Vol.22 (2001)1255–1261.
- [77] A.Smilde, R.Bro, P.Geladi, *Multi-way Analysis: Applications in the Chemical Sciences*, John Wiley and Sons, New York, 2004.
- [78] L.Tucker, *Some Mathematical Notes on Three-Mode Factor Analysis*, Psychometrika, Vol.31 (1966) 279–311.
- [79] R.A.Harshman, M.E.Lundy, *PARAFAC: Parallel Factor Analysis*, Computational Statistics & Data Analysis, vol.18 (1994) 39–72.
- [80] M.Davio, *Kronecker Products and Shuffle Algebra*, IEEE Trans. Comput., Vol. 30 (1981)116–125.
- [81] T.G.Kolda, B. W. Bader, *Tensor decompositions and applications*, Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM) Review, Vol.51, (2009) 455–500.
- [82] A.Cichocki, R.Zdunek, NTFLAB-MATLAB Toolbox for Non-Negative Tensor Factorization, <http://www.bsp.brain.riken.jp/ICALAB/ntflab.html>
- [83] B.W.Bader, R.A.Harshman,T.G. Kolda, *Pattern analysis of directed graphs using DEDICOM: An application to Enron email*, Technical Report SAND2006-7744, Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM and Livermore, CA, 2006.
- [84] H.A.L.Kiers, J.M.F.Ten Berg, R. Bro, *PARAFAC2–Part I: A direct fitting algorithm for*

- the PARAFAC2 model*, Journal of Chemometrics, Vol.13 (1999)275–294.
- [85] A. Verma, K. K. Bharadwaj, *Identifying community structure in a multi-relational network employing non-negative tensor factorization and GA k-means clustering*, Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov, Vol.7 (2016)1-22.
- [86] A.Belouchrani, M.G.Amin, *Blind source separation based on time-frequency signal representations*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.46 (1998)2888-2897.
- [87] P.Flandrin, N.Martin, *Méthodes temps-fréquence*, Revue Traitement du signal, Vol. 9 (1992) 79-113.
- [88] I.Daubechies, *The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis*, IEEE Transactions on Information Theory, Vol.36 (1990) 961–1005.
- [89] C.K.Chui, *An Introduction to Wavelets*, Academic Press, Boston, 1992.
- [90] R. Büssow, *An algorithm for the continuous Morlet wavelet transforms*, Mech. Syst. Signal Process, Vol.21, (2007) 2970-2979.
- [91] O.Rioul, M.Vetteri, *Wavelets and signal processing*, IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 8(1991)14-38.
- [92] S.Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way*, 3rd Ed, Academic Press, 2008.
- [93] N.Otsu, *A threshold selection method from gray-level histograms*, IEEE Transactions systems Man and Cybernetics, Vol.9 (1979)62- 66.
- [94] J.P.Balarini, S.Nesmachnow, *A C⁺⁺ Implementation of Otsu's Image Segmentation Method*, Image Processing on line (IPOL), Vol. 6 (2016)155-164.
- [95] C.Cortes, V.Vapnik, *Support-vector networks*, Mach Learn 20 (1995) 273-297.
- [96] N. Cristianini, J.S.Taylor, *An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-bases learning methods*, Cambridge University Press, 2000.
- [97] J. Mercer, *Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations*, Philos. Trans. Roy. Soc. London, Vol. 209(1909) 415-446.
- [98] V.Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, 2nd edition. Springer, 2000.
- [99] C. Burge, *A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition*, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.2 (1998) 121-167.
- [100] R.Kohavi, D.Wolpert, *Bias plus variance decomposition for zero-one loss functions*, In Proceedings of the 13th International Conference on Machine Learning (ICML), July 03-06, 1996, Bari, Italy.
- [101] S.Agostinelli, J.Allison, K.Amako et al., *Geant4-a simulation toolkit*, Nucl. Instrum. Meth. A 506 (2003) 250-303.
- [102] CERN, *Guide du LHC*, Genève, 2008.
- [103] Zs.Elter, *pyFC: a TRIM-based fission chamber pulse shape simulator*, Technical report.CTHNT-318, Chalmers University of Technology, 2015.
- [104] Zs.Elter, *Neutron monitoring based on the higher order statistics of fission chamber signals*, Thèse de doctorat, Chalmers University of Technology, Göteborg, Suède, 2015.
- [105] P.Loiseau, B.Geslot, J. Andre, *On the fission chamber pulse charge acquisition and interpretation at MINERVE*, Nucl. Instrum. Meth. A707 (2013) 58–63.
- [106] E.W.Pontes, A. Ferreira, *Using cumulants and spectra to model nuclear radiation detectors*, IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol.53 (2006)1292–1298.

- [107] J.F.Ziegler, J.P.Biersack, M.D.Ziegler, *The Stopping and Range of Ions in Matter*, 2008.
URL: srinm.org.
- [108] G.J.M. Hagelaar, L.C.Pitchford, *Solving the Boltzmann equation to obtain electron transport coefficients and rate coefficients for fluid models*, Plasma Sources Sci. Technol. Vol.14 (2005)722–733.
- [109] H. Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, *Fission chamber's neutron signal characterization using nonnegative matrix factorization*, In Proceedings of International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), May 22-24, 2017, Fez, Morocco.
- [110] “Rca7265 photomultiplier tube 2” 14-stage s-20,” [http://www. Hofstragroup. Com/product/ rca-7265-photomultiplier- tube- 2-14-stage- s-20/](http://www.Hofstragroup.Com/product/rca-7265-photomultiplier-tube-2-14-stage-s-20/), accessed: 2014-07-15.
- [111] H.Arahmane, E-M.Hamzaoui, R.Cherkaoui El Moursli, *Blind nonnegative matrix factorization algorithms to estimate the neutron flux of fission chamber detector: Application to Neutron-gamma Discrimination*, JNR, Vol.20 (2018) 33-40.
- [112] A.Cichocki, R.Zdunek, S.Choi, R.Plemmons, S. Amari, *Novel multi-layer non-negative tensor factorization with sparsity constraints*, In Proceedings of 8th International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms (ICANNGA), April 11–14, 2007, Warsaw, Poland,
- [113] The Mathworks Inc, MATLAB[®]Products: User guides, available at [http://www. Mathworks. Com](http://www.Mathworks.Com).
- [114] H. Arahmane, E-M Hamzaoui, and R. Cherkaoui El Moursli, *Spectrogram Analysis of Neutron Signals Using Nonnegative Matrix and Tensor Factorization Algorithms*, In Proceedings of 15th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD) 19-22 , 2018, Hammamet, Tunis.
- [115] H. Arahmane, E-M Hamzaoui, A.Mahmoudi and R. Cherkaoui El Moursli, *Time-Scale Characterization of Neutron and Gamma Signals Using Continuous Wavelet Transform*, In Proceedings of 13th International Symposium on Visual Computing (ISVC), Novembre 19-21, 2018, Rabat, Morocco.
- [116] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, *Digital Image Processing*, 2nd Edition, Prentice- Hall, 2002.
- [117] G.James, D.Witten, T.Hastie, R.Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*, USA: Springer, 2013.