



**HAL**  
open science

## Application de l'IA au désentrelacement de formes d'onde radar

L Lesieur, V Guardia, Ali Khenchaf, Jean-marc Le Caillec, C Cornu, Abdelmalek Toumi

### ► To cite this version:

L Lesieur, V Guardia, Ali Khenchaf, Jean-marc Le Caillec, C Cornu, et al.. Application de l'IA au désentrelacement de formes d'onde radar. Christelle Launois; Catherine Roussey. 9ème Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle APIA@PFIA2023, Jul 2023, Strasbourg, France. AFIA-Association Française pour l'Intelligence Artificielle, Actes de la 9ème Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA) PFIA 2023, 2023, pp.41-44, 2023. hal-04160846

**HAL Id: hal-04160846**

**<https://hal.science/hal-04160846>**

Submitted on 12 Jul 2023

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

# Application de l'IA au désentrelacement de formes d'onde radar

L. Lesieur<sup>1,2</sup>, V. Guardia<sup>1</sup>, A. Khenchaf<sup>2</sup>, J.-M. Le Caillec<sup>3</sup>, C. Cornu<sup>1</sup>, A. Toumi<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Thales Defence Mission Systems, Brest, France

<sup>2</sup> Lab-STICC CNRS UMR 6285, ENSTA Bretagne, Brest, France

<sup>3</sup> Lab-STICC CNRS UMR 6285, IMT Atlantique, Brest, France

louis.lesieur@ensta-bretagne.org

## Résumé

Dans un contexte d'augmentation des tensions géopolitiques, la guerre électronique est un enjeu majeur des problèmes de défense. Notre article se propose d'étudier l'application de l'IA au problème du désentrelacement, autrement dit la séparation de formes d'onde radar, sans connaissance a priori. D'abord, nous présentons le problème, les données d'entrée, et les méthodes usuelles de désentrelacement. Afin de profiter du potentiel de l'IA, nous détaillons ensuite les difficultés de son application : la frugalité des données et les exigences d'explicabilité et de temps réel.

## Mots-clés

Guerre électronique, désentrelacement, impulsions radar

## Abstract

In a context of increasing geopolitical tensions, electronic warfare is a key challenge in defence issues. Our article intends to investigate AI application to the deinterleaving problem, in other words, radar waveform separation, without prior knowledge. Firstly, we introduce the problem, the input data, and usual deinterleaving methods. So as to take advantage of AI's capacities, we then detail some of the challenges raised by its application : data frugality, and explainability and real-time requirements.

## Keywords

Electronic warfare, deinterleaving, radar pulses

## 1 Introduction

Dans le cadre de la guerre moderne, les ondes électromagnétiques (EM) sont utilisées pour communiquer, se repérer, surveiller, ou guider une arme. Par exemple, le radar émet un signal par impulsions, pour détecter des objets dans son environnement. Plus globalement, la guerre électronique (GE) est l'ensemble de toutes les actions visant à la maîtrise du spectre EM.

**Chaîne de réception.** Parmi les systèmes participant au soutien électronique, le récepteur de GE est le système passif "écoutant" les émissions radar environnantes. Son objectif est de détecter tous les émetteurs, d'identifier les émetteurs connus, et de lever l'alerte en cas de présence d'émetteurs inconnus. Dans son architecture générique (Figure 1),

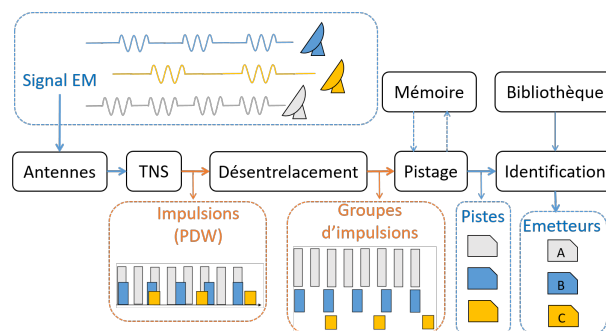


FIGURE 1 – Chaîne de réception

le signal capté par les antennes passe par un traitement numérique du signal (TNS), qui se charge notamment d'extraire et de caractériser les impulsions radar. Les impulsions reçues sont enchevêtrées, ou "entrelacées". La fonction de désentrelacement intervient ici : il s'agit, sur une fenêtre temporelle donnée, de rassembler les impulsions issues d'un même radar pour former des groupes. La fonction pistage va suivre temporellement ces fenêtres, au sein d'un objet dénommé piste, qui est la reconnaissance de la persistance d'un même émetteur dans le temps. Enfin, les pistes sont comparées à une bibliothèque de formes d'onde connues pour identifier les émetteurs présents. Les performances sur une scène de guerre ne peuvent être évaluées, mais le système est développé de façon à optimiser des critères de détection. Un échec serait de manquer la détection d'un émetteur inconnu à proximité.

**Motivation.** Depuis une vingtaine d'années, le nombre d'émetteurs présents simultanément dans un environnement a tendance à croître. Une des causes est l'apparition sur le marché de nouveaux émetteurs, qui sont moins chers et qui compensent une puissance de crête moins forte par une émission plus longue. Parallèlement, les formes d'onde radar deviennent de plus en plus complexes. Le pouvoir séparateur du désentrelacement dans les systèmes classiques peut être dépassé dans certaines situations de haute densité ou de haute complexité des formes d'onde, ce qui pousse l'industrie à développer de nouvelles méthodes.

**Intérêt de l'IA en GE.** Ces dernières années, les techniques d'intelligence artificielle (IA) se sont beaucoup dé-

veloppées, en particulier du côté de l'apprentissage profond. La littérature sur l'IA appliquée à des problèmes de GE est éclectique et couvre les algorithmes de partitionnement (*clustering*), d'apprentissage automatique classique (*machine learning*) et d'apprentissage profond (DL : *Deep Learning*). Quelques exemples sont le désentrelacement par cartes autoadaptatives [1], le débruitage de signaux par auto-encodeur [7], l'augmentation de données pour des images radar par réseau adverse génératif [4]. L'avantage principal des techniques d'IA est sa capacité à capturer l'information sous-jacente et à généraliser, de sorte à pouvoir reconnaître des motifs complexes même s'ils n'ont jamais été rencontrés tels quels. Les désavantages principaux des techniques de DL sont le manque d'explicabilité, et la complexité en temps de calcul. Ces points sont plus développés dans la section 4.

L'objectif de cet article est de proposer l'étude de la problématique de désentrelacement à l'aide de l'IA. Nous commencerons par une présentation des données d'entrée, puis nous formaliserons le problème du désentrelacement, enfin nous étudierons les défis applicatifs liés au désentrelacement par techniques d'IA.

## 2 Données

L'appellation "forme d'onde" (FO) désigne en GE la caractérisation de l'onde émise par un radar. Chaque FO correspond à une fonction opérationnelle spécifique : la mesure de vitesse, la surveillance de cibles à faible altitude, etc.

**Paramètres primaires.** Une impulsion est une émission EM décrite par un PDW (*Pulse Descriptor Word*), vecteur unique de ses paramètres, dits primaires (Fig. 2) :

- le temps d'arrivée (TOA : *Time of Arrival*)
- la direction d'arrivée (DOA : *Direction of Arrival*)
- la largeur d'impulsion (LI)
- l'amplitude (A)
- la fréquence (RF : *Radio Frequency*)

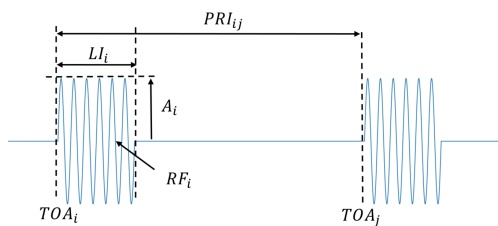


FIGURE 2 – Représentation des paramètres sur deux impulsions.  $PDW_i = (TOA_i, DOA_i, RF_i, LI_i, A_i)$

**Paramètres secondaires.** Pour décrire complètement une forme d'onde (FO), il est nécessaire d'utiliser des paramètres secondaires, qui prennent en compte plusieurs impulsions. La période de répétition des impulsions (PRI) est un paramètre secondaire primordial, qui quantifie la période entre l'émission de deux impulsions consécutives. Dans le cas le plus simple, cette période est fixe dans le temps. Mais un certain nombre des formes d'onde d'intérêt modulent leur PRI, c'est-à-dire que l'écart temporel entre les impulsions n'est pas fixe. Parmi ces FO agiles en PRI, certaines

peuvent suivre un motif. Le motif est caractérisé par une période de répétition du motif (PRM) qui est la somme de ses PRI. Quand un tel motif est défini, on parle de modulation de type *stagger*, dont le nombre de moments est égal au nombre d'impulsions dans le motif. Un autre type remarquable de modulation en PRI est le *jitter*, sa PRI n'est pas définie par un motif, mais suit une distribution aléatoire. Dans ce cas, les paramètres de la FO peuvent être la PRI moyenne et l'écart-type autour de celle-ci. Enfin, d'autres modulations interimpulsions sont possibles, sur des paramètres autres que la PRI. La Figure 3 représente une forme d'onde prenant 3 valeurs en fréquence. Ces modulations inter-impulsions sont aussi ancrées dans un motif.

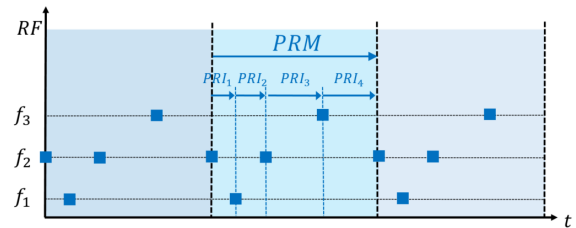


FIGURE 3 – Trois motifs consécutifs d'une forme d'onde de type *stagger* à 4 moments, agile en fréquence

**Scènes d'observation.** Du point de vue du récepteur, on observe un flux temporel de PDW, qui sont émis par plusieurs émetteurs indépendants présents dans l'environnement proche. C'est un mélange de FO, dont on ne connaît *a priori* ni les caractéristiques, ni le nombre. La scène est l'ensemble des données observées sur une fenêtre temporelle. La représentation classique d'une scène avec mélange de FO est la représentation en séries temporelles des paramètres. Sur la Figure 4, chaque point correspond à une impulsion. Une autre représentation utile consiste à projeter les impulsions dans le plan RF-LI. De multiples perturbations peuvent avoir lieu entre l'émission des impulsions et la mesure de celles-ci par le récepteur. Un type de bruit différent du bruit de mesure est le mitage. Il indique l'absence de détection d'une impulsion, et peut avoir plusieurs causes : les conditions atmosphériques, les effets de masquage par des obstacles ou une absence volontaire d'écoute pour des raisons de compatibilité électromagnétique.

## 3 Problème du désentrelacement

**Formalisation du problème.** Considérons une scène avec présence de  $K$  émetteurs, sur une fenêtre d'observation de durée  $D$ . Une impulsion est représentée par son PDW, ici un quintuplet de paramètres primaires :  $x = (t, l, f, a, \theta)$ , avec  $t$  le TOA,  $l$  la LI,  $f$  la fréquence,  $a$  l'amplitude,  $\theta$  la direction d'arrivée. La  $k$ -ième forme d'onde,  $k \leq K$ , notée  $X^{(k)}$ , est un ensemble de  $n^{(k)}$  impulsions émises par l'émetteur :  $X^{(k)} = \{x_i^{(k)}\}_{i \leq n^{(k)}}$ . Dans un but de simulation, on peut appliquer un taux de mitage en éliminant certaines impulsions. Enfin, on note  $X$  l'ensemble final de toutes les impulsions observées. Elles sont ordonnées par temps d'arrivée :

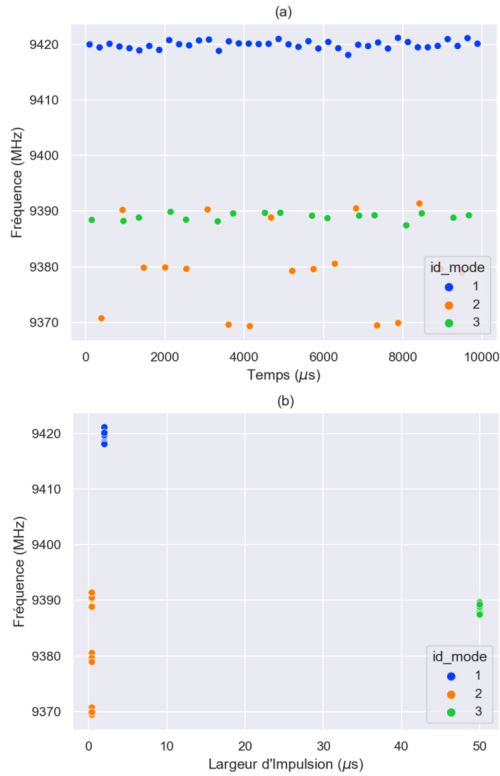


FIGURE 4 – Deux représentations d’une scène, en fonction du temps (a) et dans le plan LI-fréquence (b). Formes d’onde : PRI fixe (bleu), *stagger* d’ordre 2 (vert), *stagger* d’ordre 7 avec agilité de fréquence (orange).

$$X = \bigcup_k X^{(k)} = \{x_i\}_{i \leq N}, \quad i < j \Rightarrow t_i < t_j$$

L’objectif du désentrelacement est de reconstituer, pour une telle scène, les ensembles  $X^{(k)}$  à partir de l’ensemble d’observation  $X$ , le nombre d’émetteurs  $K$  étant inconnu. C’est un problème de partitionnement (*clustering*). On représente une solution à ce problème par un vecteur d’entiers naturels  $(y_i)_{i \leq n}$ , chaque entier correspondant à un émetteur.

**Métriques.** La qualité d’un partitionnement représenté par  $\hat{y}$  est estimée par des métriques, qui sont des fonctions de type  $m(y, \hat{y})$  à valeurs dans  $\mathbb{R}$ , où  $y$  est la réalité. En désentrelacement par IA, les métriques de clustering traditionnelles sont fréquemment utilisées, en particulier l’indice de Rand ajusté (ARI : *Adjusted Rand Index*) [8, 5]. Le principe de l’indice de Rand appliqué à notre problème est de le considérer comme un problème de classification binaire sur toutes les paires d’impulsions. Gasperini et al. [5] proposent un ensemble de trois critères complémentaires, dont ils utiliseront des variantes, dites floues (*fuzzy*), comme fonctions de coût : la pureté, la non-fragmentation, et la détection. La pureté évalue à quel point chaque classe prédite est composée d’impulsions appartenant en réalité à une même FO. La fragmentation évalue le fait que les impulsions d’une même vraie FO sont divisées en plusieurs classes prédites. Enfin, la détection est un critère permettant de vérifier qu’à chaque vraie FO il correspond une classe "principale" qui la représente.

**Approche conventionnelle.** L’approche conventionnelle pour effectuer le désentrelacement est d’exploiter les intervalles temporels entre impulsions. Pour cela on calcule un DTOA, qui est une différence entre deux TOA. La définition du DTOA à l’ordre  $k$  est la suivante :  $DTOA_i^{(k)} = TOA_{i+k} - TOA_i$ . La méthode d’Histogrammes DTOA (HDTOA) se base sur le calcul, pour une scène, d’histogrammes des DTOA à différents ordres. Cela permet de mettre en valeur les périodes de répétition des impulsions (PRI) des formes d’onde (FO). En effet, si les deux impulsions  $x_i$  et  $x_{i+k}$  appartiennent à une même FO, alors le DTOA sera égal à la PRI de cette FO (ou à un multiple de la PRI), par définition. La seconde étape de cette méthode est l’extraction des FO, en identifiant les impulsions contribuant aux pics dépassant un seuil dans l’histogramme. Une version remarquable de cette méthode [9] construit un histogramme cumulé des différents niveaux de DTOA (Fig. 5).

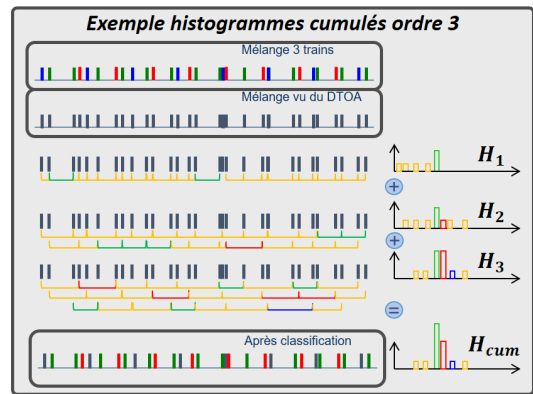


FIGURE 5 – Histogramme cumulé

## 4 Désentrelacement par IA : difficultés et exigences

Nous avons vu que le désentrelacement peut être considéré comme un problème de *clustering*, mais il diffère des problèmes classiques en cela que la proximité des paramètres comme la fréquence n’est pas le seul critère, la modulation de PRI étant un paramètre fondamental dans la définition des FO. Une difficulté du problème réside dans la grande variabilité des paramètres. Dans cette section, nous voyons plus en détail d’autres difficultés.

**Frugalité des données.** Le problème de la frugalité des données se pose ici de deux façons. D’abord, en ce qui concerne la labellisation, à cause de la difficulté technique d’étiqueter correctement les données réelles. La solution évidente est la simulation, qui doit alors être liée à la connaissance du récepteur considéré, et suffisamment complexe pour prendre en compte les phénomènes physiques de propagation, de réflexion, etc. Un autre aspect de la frugalité des données est qu’on n’a pas connaissance de toutes les formes d’onde susceptibles d’être rencontrées en temps de guerre, le nombre de FO connues n’est pas très élevé. La première approche est l’augmentation de données, soit par

GAN, au risque de générer des FO non pertinentes ou transgressant les règles de la théorie radar, soit par connaissances expertes. La seconde approche est d'utiliser des algorithmes adaptés à la frugalité des données, comme le *few-shot learning* évoqué par [6], ou l'apprentissage semi-supervisé.

**Exigence d'explicabilité.** L'explicabilité est le fait, pour un algorithme donné, d'être capable de donner des éléments d'explication de la sortie à partir des entrées. Un récepteur de GE est un système critique, où l'explicabilité dans une certaine mesure est un besoin. On veut être capable d'apporter aux opérateurs des éléments permettant de justifier les décisions dans un contexte de guerre. Or, une caractéristique commune de nombreuses architectures de DL est l'effet "boîte noire", c'est notamment le cas pour les algorithmes de désentrelacement prenant appui sur les techniques de segmentation comme [5, 3]. On distingue généralement deux approches. La première est de construire un modèle explicable directement, en développant un modèle transparent par nature, par exemple en sortant du DL avec des algorithmes comme DBSCAN associé à des distances entre impulsions [10], les arbres de décision, ou utiliser des solutions hybrides avec de l'IA symbolique. Le mécanisme d'attention [2], utilisé en traitement du langage naturel, peut être une possibilité pour augmenter le niveau d'explicabilité des architectures de DL. La seconde approche est de chercher des explications *a posteriori* dans un réseau de neurones, c'est-à-dire après l'inférence.

**Exigences de système embarqué.** La plupart des récepteurs de GE sont voués à être embarqués pour des missions tactiques, par exemple dans un système naval ou aéroporté. Deux questions sont à considérer : la complexité en temps de calcul et la capacité en mémoire. La complexité temporelle est ici une exigence de temps réel. Le récepteur doit être capable de lever l'alerte en cas de menace, avec une latence maximum de l'ordre de la seconde, tout en continuant à traiter le flux d'impulsions reçues. Dans cette optique, un paramètre à prendre en compte est le nombre d'impulsions à traiter, en jouant sur la taille de la fenêtre de désentrelacement. Néanmoins, certaines architectures volumineuses comme les réseaux *Transformers* pourraient être réductibles. L'autre exigence discriminante du point de vue opérationnel est la capacité en mémoire : la masse et le volume du récepteur physique doivent être minimisés. Une solution répondant aux problématiques de complexité est de réduire le flux d'information initial, en effectuant un partitionnement des impulsions par paramètres primaires en début de traitement. Le risque est de mélanger plusieurs FO dès la première étape, et de propager l'erreur pour la suite du désentrelacement. En théorie, il existe également des techniques de compression de réseaux de neurones, comme le *pruning* ou l'approximation de rang faible.

## 5 Conclusion et perspectives

Après avoir exposé le contexte de la guerre électronique et les données d'entrée, nous avons formalisé le problème du désentrelacement de formes d'onde radar. Dans la dernière section, nous avons étudié les défis applicatifs du désentrelacement

par IA, et apporté quelques éléments de réponse. La simulation répondra au manque de données labellisées, et l'augmentation de données au faible nombre de formes d'onde connues. Enfin, nous avons étudié les contraintes d'explicabilité et ainsi que les exigences liées aux systèmes embarqués critiques.

Dans les travaux futurs, il s'agira de simuler des algorithmes de désentrelacement IA pour les comparer à l'algorithme de référence HDTOA, et quantifier leur respect des contraintes évoquées précédemment.

## Remerciements

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'une collaboration entre Thales DMS et le Lab-STICC.

## Références

- [1] AW Ata'a and SN Abdullah. Deinterleaving of radar signals and prf identification algorithms. *IET radar, sonar & navigation*, 1(5) :340–347, 2007.
- [2] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *arXiv preprint arXiv :1409.0473*, 2014.
- [3] W. Chaoyue, L. Zhangmeng, and H. Zhitao. A radar signal deinterleaving method based on semantic segmentation thought with neural network. *arXiv preprint arXiv :2110.13706*, 2021.
- [4] Z. Cui, M. Zhang, Z. Cao, and C. Cao. Image data augmentation for sar sensor via generative adversarial nets. *IEEE Access*, 7 :42255–42268, 2019.
- [5] S. Gasperini, M. Paschali, C. Hopke, D. Wittmann, and N. Navab. Signal clustering with class-independent segmentation. In *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 3982–3986. IEEE, 2020.
- [6] P. Lang, X. Fu, M. Martorella, J. Dong, R. Qin, X. Meng, and M. Xie. A comprehensive survey of machine learning applied to radar signal processing. *arXiv preprint arXiv :2009.13702*, 2020.
- [7] X. Li, Z.M. Liu, and Z. Huang. Denoising of radar pulse streams with autoencoders. *IEEE Communications Letters*, 24(4) :797–801, 2020.
- [8] S. Mahmod. Deinterleaving pulse trains with dbscan and fart, 2019.
- [9] HK Mardia. New techniques for the deinterleaving of repetitive sequences. In *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, volume 136, pages 149–154. IET, 1989.
- [10] M. Mottier, G. Chardon, and F. Pascal. Deinterleaving and clustering unknown radar pulses. In *2021 IEEE Radar Conference (RadarConf21)*, pages 1–6. IEEE, 2021.