

# Algorithme mémétique pour le désentrelacement d'impulsions radar

Jean Pinsolle<sup>1,2</sup>    Olivier Goudet<sup>2</sup>    Cyrille Enderli<sup>1</sup>    Jin-Kao Hao<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Thales DMS France SAS, 2 Av. Jean d'Alembert, 78190 Trappes

<sup>2</sup> LERIA, Université d'Angers, 2 Boulevard Lavoisier, 49045 Angers, France

**Mots-clés** : *algorithme mémétique ; processus de Markov ; problème de partitionnement ; désentrelacement de signaux ; guerre électronique*

## 1 Introduction

Cet article présente un algorithme d'optimisation pour le désentrelacement de flux de signaux qui peuvent être décrits par des processus de Markov entrelacés. Bien qu'une telle méthode puisse être appliquée à de nombreux domaines, la motivation originale de cet article est liée aux récepteurs d'alerte radar, qui sont des capteurs passifs réalisant entre autres le désentrelacement de trains d'impulsions reçus de la part de plusieurs émetteurs sur un canal commun.

Ce travail se base sur une méthode de désentrelacement de processus de Markov (IMP) qui a été introduite dans [5] et a été appliquée récemment dans le domaine du radar par [2]. Dans cette méthode, un algorithme de *clustering* est d'abord utilisé pour regrouper les différents signaux observés en différents groupes (ou symboles). Puis, dans un deuxième temps, un partitionnement de ces symboles est effectué afin d'identifier les différents émetteurs qui auraient pu générer la séquence de symboles observée. Cette partition des différents symboles est typiquement effectuée en maximisant un score de vraisemblance. Il a été montré que la maximisation de ce score de vraisemblance permet d'identifier presque sûrement la *vraie* partition lorsque le nombre de données observées tend vers l'infini, moyennant certaines hypothèses sur les processus de Markov sous-jacents [5].

Cependant, trouver la partition qui maximise le score de vraisemblance du modèle nécessite de résoudre un problème combinatoire difficile. En effet, comme l'espace de recherche de toutes les partitions croît de manière exponentielle avec le nombre de symboles, une recherche exhaustive n'est en général pas réalisable en un temps raisonnable. Par conséquent, des heuristiques ont été proposées dans la littérature [2, 5] pour fournir une solution approximative à ce problème en un temps limité. Cependant, ces recherches locales ont tendance à se bloquer facilement dans des optima locaux, surtout lorsque l'espace de recherche de toutes les partitions possibles devient très grand.

## 2 Algorithme mémétique pour le partitionnement d'alphabet

Dans cet article, nous proposons une nouvelle heuristique pour résoudre ce problème de désentrelacement de signaux radars, en remarquant que ce problème peut être vu comme un problème de partitionnement particulier. La principale contribution de ce travail est un nouvel algorithme mémétique pour le partitionnement d'alphabet appelé MAAP, qui s'inspire de l'algorithme mémétique HEAD [4], qui est actuellement un des meilleurs algorithmes de l'état de l'art pour le problème de partitionnement lié à la coloration de graphes. L'algorithme MAAP prend en compte des spécificités pour l'estimation des vraisemblances pénalisées à chaque itération de l'algorithme afin d'accélérer la recherche dans l'espace de toutes les partitions. De plus, il introduit un nouveau crossover basé sur la vraisemblance, capable de partager des sous-alphabets de vraisemblance élevée qui seront transmis aux générations suivantes.

### 3 Expérimentation

Nous avons comparé notre algorithme mémétique MAAP à un algorithme de recherche locale itérée (*iteratedGreedy*) utilisé dans [5, 2] sur des jeux de données synthétiques générés avec des processus de Markov ainsi que sur des données de guerre électronique générées par un simulateur de situations réalistes. Pour chaque jeu de données, 30 résolutions indépendantes sont lancées pour chaque algorithme pendant un temps limité. Pour évaluer la qualité de la meilleure partition  $\Pi_{best}$  trouvée par un algorithme pendant ce temps limité, nous calculons la distance de partitionnement [3] entre  $\Pi_{best}$  et la partition  $\Pi_{truth}$  correspondant à la vérité terrain .

Dans une première série d'expériences, nous avons simulé des jeux de données à l'aide de processus de Markov entrelacés. Chaque processus de Markov génère des symboles tirés d'un sous-alphabet spécifique. Cette première série d'expériences correspond au cadre théorique *idéal* de la méthode de désentrelacement par maximum de vraisemblance introduite par [5] : sous-alphabets disjoints, processus indépendants homogènes dans le temps, ergodiques et à mémoire finie. Les résultats obtenus montrent que les deux algorithmes MAAP et *iteratedGreedy* fonctionnent efficacement puisque la distance par rapport à la partition de vérité est souvent proche de zéro ce qui valide la pertinence de la méthode basée sur la vraisemblance utilisée dans ce contexte. Toutefois, une comparaison plus fine des moyennes des scores obtenus par les deux algorithmes révèle que MAAP obtient des résultats significativement meilleurs par rapport à l'algorithme *iteratedGreedy* pour plusieurs jeux de données, en raison d'une exploration plus efficace de l'espace de recherche de toutes les partitions possibles.

Dans une deuxième série d'expériences, des données sont simulées par un générateur réaliste de données radars, sous la forme d'une séquence d'impulsions avec leur fréquence (CF) et leur temps d'arrivée (ToA) correspondants. Pour ces jeux de données la vérité terrain  $\Pi_{truth}$  est connue (c'est-à-dire l'association de chaque impulsion à chaque émetteur). L'objectif est alors de retrouver cette partition à partir des données. Une étape de prétraitement est d'abord effectuée pour obtenir l'alphabet complet  $\mathcal{A}$  à partir de l'ensemble de données. Elle consiste à regrouper les impulsions avec l'algorithme DBSCAN [1] en fonction de leur fréquence. Chaque *cluster* ainsi obtenu est associé à une lettre de l'alphabet  $\mathcal{A}$ . Une séquence  $z^n$  est alors obtenue en ordonnant ces lettres par ordre croissant de temps d'arrivée (ToA). Nous avons ensuite comparé les partitions retournées par les algorithmes MAAP et *iteratedGreedy*, prenant en entrée ces séquences. Les résultats obtenus montrent que pour certains scénarios l'algorithme MAAP est significativement meilleur que l'algorithme existant *iteratedGreedy*.

### Références

- [1] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, Xiaowei Xu, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd*, volume 96, pages 226–231, 1996.
- [2] Gabriel Ford, Benjamin J Foster, and Stephen A Braun. Deinterleaving pulse trains via interleaved markov process estimation. In *2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20)*, pages 1–6. IEEE, 2020.
- [3] Dan Gusfield. Partition-distance : A problem and class of perfect graphs arising in clustering. *Information Processing Letters*, 82(3) :159–164, 2002.
- [4] Laurent Moalic and Alexandre Gondran. Variations on memetic algorithms for graph coloring problems. *Journal of Heuristics*, 24(1) :1–24, 2018.
- [5] Gadiel Seroussi, Wojciech Szpankowski, and Marcelo J Weinberger. Deinterleaving finite memory processes via penalized maximum likelihood. *IEEE transactions on information theory*, 58(12) :7094–7109, 2012.