

Traitements de données multicateurs pour l'observation de l'environnement : Techniques classiques d'estimation, apprentissage informé et deep learning.

Objectifs

A l'issue du projet les étudiants doivent connaître les principales techniques utilisées actuellement en traitements d'antenne pour la géolocalisation et l'imagerie, leurs limitations et être capables de programmer les algorithmes correspondants [1-2]. En parallèle de ces techniques d'estimation classiques, ils mettront en œuvre des techniques de deep learning. Puis, pour prendre le meilleur de ces 2 mondes, les techniques d'apprentissage informé (unrolled algorithms) récemment apparus seront étudiées [3]. Les étudiants les mettront aussi en œuvre puis les comparerons toutes les 3 dans le cadre de l'imagerie d'un champs de sources ponctuelles (goniométrie et géolocalisation).

Ce projet a donc une double ambition : Traiter des données issues de multicateurs pour établir une carte de l'environnement et comparer ces 3 différentes méthodologies d'estimation afin de mieux appréhender le débat actuel sur le sujet.

Contexte de l'étude

L'observation de l'environnement a pour objectif d'en produire l' image d'un champs sonore, électromagnétique ou encore chimique. Dans ce cadre, la goniométrie est une technique classique couramment rencontrée en traitement d'antennes : il s'agit d'estimer les directions d'arrivées d'une ou plusieurs sources ponctuelle à partir des signaux reçus sur un réseau d'antennes. Ce problème a de multiples applications. C'est en particulier une étape essentielle pour la localisation d'émetteurs radio-électriques ou sonores, ce qui en fait un enjeu majeur dans des domaines tels que les télécommunications, la recherche de victimes enfouies après des catastrophes naturelles, le suivi et la protection d'espèces animales ou encore l'usine 4.0. Les applications visées par ce projet relèvent de systèmes de goniométrie par réseaux multicateurs qui fonctionnent en écoute passive.

Les premières méthodes de goniométrie d'ondes radio-électriques apparaissent dans le domaine de la navigation, bien avant l'avènement du GPS. Elles permettent par exemple à des embarcations maritimes de rejoindre un port équipé d'un radiophare : il suffit de suivre la direction d'arrivée estimée du signal reçu par le radio-goniomètre du bateau. Les premières méthodes telles que l'interférométrie ou la formation de voies sont ainsi développées pour des cas mono-source. Ces méthodes restent cependant peu performantes dans le cas multi-sources, et inefficaces en présence de sources de faibles puissances. Les méthodes de goniométrie à haute résolution telles que les méthodes de sous espace ou encore du maximum de vraisemblance, permettent d'estimer les directions d'arrivées de plusieurs sources incidentes de manière robuste. Les méthodes du maximum de vraisemblance sont sous certaines conditions asymptotiquement efficaces et non biaisées, et présentent de plus l'intérêt de pouvoir estimer les directions d'arrivées de sources fortement corrélées ou cohérentes. Mais elles sont cependant aussi sensibles aux erreurs de modèle. De plus, leur coût calculatoire est très important car toutes les directions doivent être estimées conjointement, et il est très rapidement prohibitif dès lors que l'on dépasse quelques paramètres à estimer. C'est surtout pour cette raison que le maximum de vraisemblance a une utilisation encore limitée.

Pour pallier ces inconvénient de nombreux travaux ont été développés à l'aide des techniques de deep learning. Ces dernières ont l'avantage, contrairement aux techniques précédentes reposant sur une modélisation physique, de ne nécessiter aucune expertise physique sur le problème traité. Les étudiants programmeront un tel réseau. L'inconvénient en est une boîte noire, certes flexible et qui fonctionne très bien, mais qui manque cruellement d'interprétabilité et de fiabilité. De plus les techniques de deep learning peuvent nécessiter des structures de réseaux et des bases d'entraînement de taille gigantesque, conduisant à des consommations énergétiques déraisonnables dans le présent contexte de transition numérique. Pour pallier ces derniers inconvénients un apprentissage informé [3] sera mis en œuvre. Il sera alors possible de comparer ces 3 techniques de traitement de données, estimation statistique classique, deep learning et apprentissage informé (unrolled algorithm)

Plan de la progression dans le projet

Introduction, présentation du projet et de ces objectifs

Estimation des directions d'arrivée

- Modélisation des signaux et programmation
- Programmation formation de voies, méthodes de sous espaces et programmation maximum de vraisemblance
- Etude de performances, bornes de Cramer Rao et programmation correspondante
- Programmation d'un apprentissage end to end type deep learning
- Déroulement sur réseau de neurones d'une optimisation du maximum de vraisemblance : apprentissage informé.

Comparaison des 3 approches : performances, vitesse de convergence, robustesse, complexité numérique,...

Références bibliographiques

[1] H. Krim and M. Viberg, "Two decades of array signal processing research: the parametric approach," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 13, no. 4, pp. 67-94, July 1996, doi: 10.1109/79.526899.

[2] B. Ottersten, M. Viberg, P. Stoica, and A. Nehorai. Exact and large sample maximum likelihood techniques for parameter estimation and detection in array processing. In S. Haykin, J. Litva, and T. J. Shepherd, editors, *Radar Array Processing*, chapter 4, pages 99 151. Springer-Verlag, Berlin, 1993.

[3] V. Monga, Y. Li and Y. C. Eldar, "Algorithm Unrolling: Interpretable, Efficient Deep Learning for Signal and Image Processing," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 38, no. 2, pp. 18-44, March 2021, doi: 10.1109/MSP.2020.3016905.