

THÈSE DE DOCTORAT DE

NANTES UNIVERSITÉ

ÉCOLE DOCTORALE N° 641
*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication*
Spécialité : *Électronique*

Par

Guillaume MARTIN

Développement de transpondeurs maritimes de nouvelle génération

Thèse présentée et soutenue à Nantes Université, le 23 février 2024
Unité de recherche : IETR UMR 6164

Rapporteurs avant soutenance :

Ali KHALIGHI Maître de Conférences, École Centrale Méditerranée, Marseille
Kosai RAOOF Professeur des Universités, Le Mans Université, Le Mans

Composition du Jury :

Présidente :	Marion BERBINEAU	Directrice de Recherche, Université Gustave Eiffel, Villeneuve d'Ascq
Examineurs :	Ali KHALIGHI	Maître de Conférences, École Centrale Méditerranée, Marseille
	Kosai RAOOF	Professeur des Universités, Le Mans Université, Le Mans
Dir. de thèse :	Pascal CHARGE	Professeur des Universités, Nantes Université, Nantes
Encadrant :	Salah Eddine BOUZID	Maître de Conférences, Nantes Université, Nantes

Invité :

Jean-Luc ALANIC Directeur Général, AMG Microwave, Lannion

RESUME

Un Racon est un transpondeur maritime pour l'aide à la navigation. Il réagit aux sollicitations des radars des navires et transmet des informations de cap, de danger, etc. Or, les performances d'un Racon se détériorent dans des zones très fréquentées où tous les navires ne reçoivent pas les informations requises. Dans cette thèse, nous implémentons des algorithmes d'apprentissage non supervisé afin que, sans connaissance a priori, un Racon caractérise son environnement. Une base de données de signaux radar est générée en s'appuyant sur les fiches techniques des différents radars maritimes civils existants. Dans un premier temps, les algorithmes commencent par regrouper en clusters les impulsions détectées selon leurs paramètres primaires. Puis, les impulsions détectées sont séquencées en fonction de leur différence de temps d'arrivée. Enfin, grâce à nos connaissances générales sur les radars, nous reconstruisons les signatures des radars. Afin d'évaluer les performances, nous avons simulé des scénarios avec différents radars, de tous types de technologie, autour d'un Racon. Les résultats obtenus montrent que nous parvenons à caractériser les radars environnants un Racon et à différencier les radars ayant une signature identique.

ABSTRACT

A Racon is a maritime transponder used as an aid to navigation. It responds to ship radar pulses and transmits information on course, hazards etc. However, the performance of a Racon deteriorates in busy areas where not all ships receive the required information. In this thesis, we implement unsupervised learning algorithms so that, without any prior knowledge, a Racon can characterize its environment. A database of radar signals is generated using the data sheets of the various existing civilian marine radars. The algorithms begin by grouping the detected pulses into clusters according to their primary parameters. Then the pulses are sequenced according to their time-of-arrival differences. Finally, using our general knowledge of radars, we reconstruct radars signatures. To evaluate performance, we simulated scenarios with different radars, of all types of technology, around a given Racon. The results obtained show that we are able to characterize the radars surrounding a Racon and distinguish between radars with identical signatures.

REMERCIEMENTS

Je souhaite exprimer mes sincères remerciements à AMG Microwave, ainsi qu'à son directeur général, Jean-Luc Alanic, pour la confiance accordée en me confiant la réalisation de ces travaux. L'expertise technique, délivrée avec grande patience tout au long du projet, a été d'une valeur inestimable. Je tiens également à remercier chaleureusement Annaïg, Emilie, Jean-François, François, Florian, Patrick, Cédric et Gregory pour l'accueil à AMG Microwave. Les moments partagés en votre compagnie ont été très précieux pour moi. La pause du vendredi matin aura toujours une place particulière dans mon cœur et j'ai été ravi de vous rapporter des vins de ma région.

Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude envers mes encadrants de thèse Pascal Chargé et Salah Eddine Bouzid. Une thèse est rarement un long fleuve tranquille : votre accompagnement, votre soutien, votre écoute bienveillante et vos conseils, prodigués avec sérénité, m'ont permis de prendre le recul nécessaire pour garder le cap et la confiance indispensable à la réussite de cette thèse. Je vous suis immensément reconnaissant.

Ma gratitude s'étend aux membres de mon jury de thèse : Marion Berbineau, Kosai Raoof et Ali Khalighi pour leur participation à l'évaluation de ce travail. Leur expertise, leurs retours constructifs et leurs encouragements ont grandement contribué à l'enrichissement de cette thèse. Le temps et l'attention qu'ils ont consacrés à la lecture de mon manuscrit et à la préparation de la soutenance se sont avérés d'une grande valeur.

Ces travaux m'ont aussi permis de faire de très belles rencontres. Tout d'abord Antoine, Mehdi et Loreine avec qui j'ai eu le privilège de partager un bureau. Vous savoir présent était d'un grand soutien, car je savais que je pourrais toujours compter sur votre aide et votre écoute en cas de difficultés ou de doutes. Je remercie aussi mes autres camarades de cordées m'ayant précédé : Corentin, Quentin, Safouane, Mariam, Marwa, Antoine ; qui poursuivent encore l'aventure du doctorat : Nolwenn, Juliette, Reem, Amira, Prisca, Louison, Mostafa, Owen, Rida ; ou qui étaient stagiaires : Tamar et Benjamin. Nous avons formé une petite fraternité qui m'a permis de sortir la tête de l'eau, d'échanger, de rire, de râler et surtout de beaucoup progresser au baby-foot.

Les conférences ont été l'occasion de rencontres enrichissantes, notamment avec les membres de l'IALA. En premier lieu, je souhaite remercier Paul Mueller qui m'a montré les ficelles du fonctionnement de l'IALA et dont la simplicité des échanges, l'expertise sur les systèmes d'aide à la navigation et la connaissance fine des normes sur le Racon a été très précieuse. Je souhaite remercier, en plus, Michel Cousquer et Alan Grant : je

n'oublierai pas votre soutien et nos échanges rassurants avant et après ma présentation lors de la conférence IALA. Enfin, un grand grand grand merci à Pablo Vallina et Blanca Aurora Lopez qui m'ont pris sous leurs ailes tout au long de la conférence.

Je veux aussi remercier ma maîtrise scoute : Cédric et Pierre-Yves. Je ne mesure pas totalement l'étendue de ce que vous m'avez apporté pendant ces trois années. Merci pour nos échanges sincères, francs et toujours bienveillants. Merci pour les rires que nous avons échangés. Merci pour la confiance que nous avons toujours su garder les uns envers les autres malgré les difficultés. Je suis certain d'être une meilleure personne en vous ayant fréquenté. Merci à Gwenaëlle qui a accepté que je squatte plusieurs fois une chambre pour être frais le samedi matin. Je tiens aussi à remercier Lucie, Hélène, Mehand pour leur engagement qui a grandement facilité le mien. Aussi, je n'aurais pas pu m'engager et sortir la tête du guidon sans de super jeunes à accompagner. Marie, Charlotte, Floriane, Marie, Matéo, Mathieu, Gaël, Sidonie, Klervi, Armelle, Klervie, Eleonore, Agathe, Yann, Lucie, Capucine, Arthur, Elouan, Edouard, Louis, Ulysse, Romane, Marin, Simon, Anaëlle, Soraya, Marion, Kaena, Eli, Nasr, Majd, Clément, Brewen, Noah, chacun de vous est formidable, chacune de nos rencontres m'a fait grandir, m'a permis de m'affirmer en tant que personne. Enfin, merci à Patrick : tes engagements auprès des jeunes et des plus précaires. Tes témoignages sont forts et m'ont permis de prendre énormément de recul sur beaucoup de mes certitudes et ma foi.

Je terminerai en remerciant mes proches. Pour commencer, ma famille : mon père Thierry, ma mère Valérie, mes frères Baptiste et Florian. C'est toujours réconfortant de savoir qu'il existe un lieu où je pourrais toujours venir me poser, et le temps d'un week-end ou d'une semaine d'oublier les tracasseries du quotidien. Merci à Grand-Mère pour les pots qui m'ont bien nourri après les journées difficiles où j'avais juste envie d'aller dormir. Pour finir, merci Raphaëlle pour ton soutien indéfectible, ton écoute attentive, tes mots doux, ta confiance dans ma capacité à réussir, et ta présence dans mes tempêtes. Je suis fier de toi, de tout ce que tu entreprends. Je suis honoré d'être en ta compagnie et j'ai hâte de poursuivre ma vie à tes côtés.

TABLE DES MATIÈRES

Resume	i
Abstract	iii
Remerciements	v
Table des figures	xii
Liste des tableaux	xiii
Liste des algorithmes étudiés	xv
Liste des acronymes	xviii
Introduction Générale	2
I Contexte de la thèse	2
II Problématique	5
III Objectifs	6
IV Organisation du manuscrit	8
Chapitre 1 État de l’art	9
I Introduction	9
II Les différents radars maritimes du commerce	9
II.1 Les radars à impulsions	10
II.1.1 Description fonctionnelle	10
II.1.2 Analyse des performances	13
II.2 Les radars à compression d’impulsions (CI)	14
II.2.1 Description fonctionnelle	14
II.2.2 Analyse des performances	16
II.3 Les radars à ondes continues modulées en fréquence (FMCW)	18
II.3.1 Description fonctionnelle	18
II.3.2 Analyse des performances	20
II.4 Analyse comparée des différents types de radars maritimes du commerce	20

III	Les méthodes de désentrelacement et d'identification des signaux radars . . .	24
III.1	Les méthodes de désentrelacement temporel	25
III.1.1	Les histogrammes de dToA	25
III.1.2	Algorithme de recherche de séquence (SSA)	26
III.1.3	Association d'histogramme de dToA et de SSA	27
III.1.4	Transformée en PRI (PRI-T)	28
III.2	Les méthodes de désentrelacement par machine learning (ML) . . .	30
III.2.1	Machine Learning classique (MLC)	33
III.2.2	Deep Learning (DL)	36
III.3	Bilan des algorithmes de désentrelacement	37
Chapitre 2 Modélisations des signaux de radars		41
I	Introduction	41
II	Les différents modèles de PRI	42
III	Modélisation des impulsions émises par un radar	46
III.1	Modélisation d'une impulsion radar	46
III.2	Modélisation des trains d'impulsions radar	47
III.3	Modélisation des lobes principaux	48
IV	Formulation du problème de désentrelacement	50
IV.1	Modélisation de l'entrelacement des trains d'impulsions radars . . .	50
IV.2	Collisions entre impulsions	52
V	Conclusion	54
Chapitre 3 Désentrelacement des signaux radars		55
I	Introduction	55
II	Désentrelacement des signaux par clustering	56
III	Identification des radars	59
IV	Simulations et résultats	64
IV.1	Métriques d'évaluations	64
IV.1.1	L'homogénéité	65
IV.1.2	L'exhaustivité	66
IV.1.3	Information Mutuelle Normalisée (NMI) ou V-mesure . . .	66
IV.1.4	Exemples de calcul d'homogénéité, d'exhaustivité et de NMI	67
IV.1.5	Bilan sur les métriques d'évaluation	67
IV.2	Simulations réalisées pour le désentrelacement des signaux radars .	67
IV.2.1	Gestion des signaux parasites	70
IV.2.2	Évaluation sur une fenêtre temporelle fixe	71
IV.2.3	Présentation d'un cas particulier	73

IV.2.4	Discussions	74
IV.2.5	Bilan sur le désentrelacement des signaux radars par clustering	77
IV.3	Simulations réalisées pour la reconstruction des signatures et l'identification des radars	77
IV.3.1	Évaluation sur une fenêtre fixe avec un nombre de radars fixe	78
IV.3.2	Impact de la fenêtre temporelle	79
IV.3.3	Gestion des lobes secondaires	82
IV.3.4	Gestion du mitage	83
IV.3.5	Discussions	86
IV.3.6	Bilan sur l'identification des radars	88
V	Conclusion	88
Chapitre 4 Conclusion générales et perspectives		89
Bibliographie		93

TABLE DES FIGURES

1	Évolution des volumes transportés par voie maritime de 1970 à 2021	2
2	Évolution de l'emplacement des parcs éoliens offshore de 2000 à 2020 . . .	2
3	Les différents équipements d'aides à la navigation	3
4	Les différents systèmes d'aide à la navigation	4
5	Affichage de la lettre 'O' sur l'écran d'un opérateur suite à la réponse d'un Racon	4
6	Réponse du Racon avec la SLS	5
7	Réponse du Racon sans la SLS	5
1.1	Schéma fonctionnel d'un radar à impulsions	12
1.2	Signaux émis par un radar à impulsions	12
1.3	Schéma fonctionnel d'un radar à CI	14
1.4	Deux impulsions émises par un radar à CI dont le signal est modulé linéairement en fréquence	15
1.5	Signal en sortie du filtre adapté en l'absence de bruit	16
1.6	Deux échos en sortie du filtre adapté sans ambiguïté, et en l'absence de bruit	16
1.7	Séquence de chirps de radars à CI	17
1.8	Lobes secondaires du filtre adapté pris pour des cibles par un radar à CI .	18
1.9	Schéma fonctionnel d'un radar FMCW	19
1.10	Émission de deux chirps consécutifs identiques	20
1.11	Émission de deux chirps consécutifs avec des pentes différentes pour éliminer le problème des échos fantômes	20
1.12	Entrelacement puis désentrelacement des signaux radars	25
1.13	Histogramme de dToA pour 5 radars détectés lors d'une acquisition de 28 ms	26
1.14	Fonctionnement général d'un SSA	26
1.15	Les différents algorithmes d'apprentissage automatique	32
1.16	Description d'un clustering réalisé par DBSCAN	34
2.1	Les différents types de PRI	43
2.2	Les différentes caractéristiques mesurables	46
2.3	Représentation schématique d'un diagramme de rayonnement d'un radar .	48
2.4	Atténuation de la puissance reçue en fonction de la distance radar-Racon .	49

2.5	Modélisation des trains d'impulsions détectés	51
3.1	Schéma blocs de l'identification des radars	56
3.2	Comparaison de clustering avec les différentes mesures de distance	59
3.3	Schéma blocs de l'identification des radars avec DBFCAN-HD	60
3.4	Description schématique de la reconstruction des trains d'impulsions	63
3.5	Exemples schématiques de clustering	68
3.6	Histogramme du pourcentage de PDW de radar considérés comme du bruit	70
3.7	Évaluation de l'exhaustivité, de l'homogénéité et la NMI pour le désentre- lacement des signaux radars	72
3.8	Clustering des PDW associés aux impulsions émises par 5 radars dans une fenêtre de 1 seconde dans le plan (G, f_f)	73
3.9	Matrice de confusion d'un scénario à 5 radars	75
3.10	PDW détectés dans le cas particulier détaillé précédemment	77
3.11	Matrice de confusion du clustering avec DBFCAN-HD	79
3.12	Évolution du rapport c_t entre le temps d'exécution et le temps d'acquisition	80
3.13	Évaluation de l'homogénéité, de l'exhaustivité et de la NMI pour l'identi- fication des radars sans mitage	81
3.14	Atténuation de la puissance émise G en fonction de la distance radar-Racon	83
3.15	Évaluation de l'homogénéité, de l'exhaustivité et de la NMI pour l'identi- fication des radars pour différents niveaux de mitage	85
3.16	Illustration du mitage sur la reconstruction d'une chaîne de PRI	86

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Impact des paramètres sur les impulsions radars et la puissance moyenne . . .	13
1.2	Évolution de la résolution en distance en fonction de la valeur de T_{on} et du type de radar	17
1.3	Plages de valeurs des différentes caractéristiques des radar maritimes du commerce	23
1.4	Tableau récapitulatif des différentes approches de désentrelacement des signaux radars	39
2.1	Détermination du nombre maximal d'impulsions détectables lors d'une rotation d'antenne et pour chaque type de radar maritime du commerce . . .	50
2.2	Probabilité que le Racon reçoive de l'énergie à chaque instant pour différents radars	53
2.3	Probabilité de collision, P_c , à chaque instant entre différents radars	54
3.1	Critères d'agrégation des PDW basés sur une expertise du domaine	61
3.2	Niveau de bruits et $\epsilon_{features}$ pour chaque paramètres primaires	69
3.3	Résultats en termes d'homogénéité, d'exhaustivité et de NMI	79
3.4	Pourcentage de signaux non clusterisés	84

LISTE DES ALGORITHMES ÉTUDIÉS

1	Algorithme DBSCAN	57
2	Critère de similarité binaire	58
3	Construction de l'histogramme de dToA pour le cluster C	60
4	Séquençage des PDW	61
5	Regroupement des PDW pour reconstruire les trains d'impulsions émis . .	61

LISTE DES ACRONYMES

ampli-log amplificateur logarithmique.

AoA angle d'arrivée.

BNP bayésiens naïfs non paramétrés.

CDIF *cumulative difference histogram*.

CI compression d'impulsions.

CNN réseaux de neurones convolutifs.

DBFCAN *density based features clustering of applications with noise*.

DBFCAN-HD *DBFCAN with histogram of difference of time of arrival*.

DBSCAN *density-based spatial clustering of applications with noise*.

DL *deep learning*.

dToA différences de temps d'arrivée.

f_b fréquence à la fin de la détection.

f_f fréquence au début de la détection.

f_m fréquence au milieu de la détection.

FFT transformée de fourier rapide.

FMCW ondes continues modulées en fréquence.

FRI fréquence de répétition de l'impulsion.

G puissance du signal.

GRU *gated recurrent unit*.

HDBSCAN *hierarchical density based clustering of applications With noise*.

IALA International Association of Marine Aids to Navigation and Lighthouse Authorities.

IAX intelligence artificielle explicable.

IETR Institut d'Electronique et des Technologies du numéRique.

- IMO** International Maritime Organisation.
- ITU** International Telecommunication Union.
- LI** durée de l'impulsion.
- LSTM** *long short-term memory*.
- ML** *machine learning*.
- MLC** *machine learning* classique.
- MRD** *mutual reachability distance*.
- NMI** information mutuelle normalisée.
- NT** nouvelle technologie.
- PDW** pulse descriptor word.
- PRA** période de rotation de l'antenne.
- PRI** période de répétition de l'impulsion.
- PRI-T** transformée en PRI.
- PRM** période de répétition du motif.
- Racon** radar beacon.
- RNN** réseaux de neurones récurrents.
- SDIF** *sequential difference histogram*.
- SLS** suppression des lobes secondaires.
- SSA** sequence search algorithm.
- ToA** temps d'arrivée.
- ToE** temps d'émission.
- ZEE** zone économique exclusive.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

I Contexte de la thèse

La mondialisation du commerce repose sur le transport maritime. Celui-ci représente plus de 90% du commerce mondial en volume. Grâce à la conteneurisation, qui réduit les coûts de transports, il demeure le mode de transport dominant pour les marchandises. Ainsi, 2.60 milliards de tonnes de marchandises étaient transportées par navire en 1970 contre 11 milliards de tonnes en 2021 (Fig. 1). Par conséquent les routes maritimes sont de plus en plus fréquentées : 100 000 navires par an passent par la Manche, 80 000 par an dans le détroit de Gibraltar, 20 000 par an dans le canal de Suez, etc. [1]

Parallèlement à la croissance du trafic maritime, on observe également une croissance significative de l'exploitation des littoraux avec l'installation croissante de parcs éoliens offshore depuis le début des années 2000. Ces parcs éoliens sont installés de plus en plus loin de côtes, comme l'illustre la Fig. 2. Ces nouvelles infrastructures sont autant de nouveaux obstacles à éviter pour les navires.

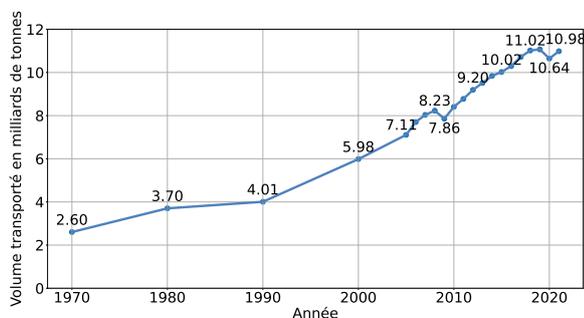


Fig. 1 : Évolution des volumes transportés par voie maritime de 1970 à 2021 [2]

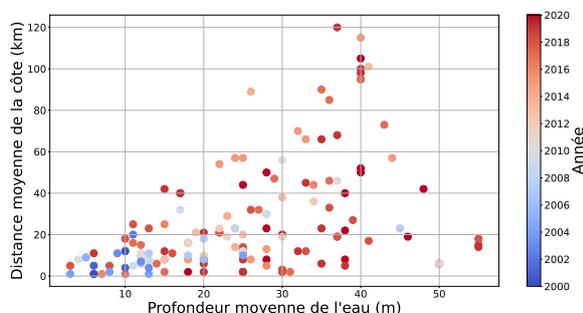


Fig. 2 : Évolution de l'emplacement des parcs éoliens offshore de 2000 à 2020 [3] dans le monde

Ainsi, sécuriser les littoraux pour la navigation maritime et l'exploitation éolien offshore, ainsi que pétrolier, est un enjeu important. Principalement, car cela concerne des vies humaines mais aussi il s'agit d'un enjeu pour la sauvegarde de l'environnement (prévention des pollutions marines, etc.), la protection des biens (navires, cargaison etc.) et des infrastructures. Les équipements d'aide à la navigation ont, donc, un rôle essentiel dans la prévention des accidents maritimes. Pour être pertinents, ces équipements doivent être fiables, précis et reconnaissables.

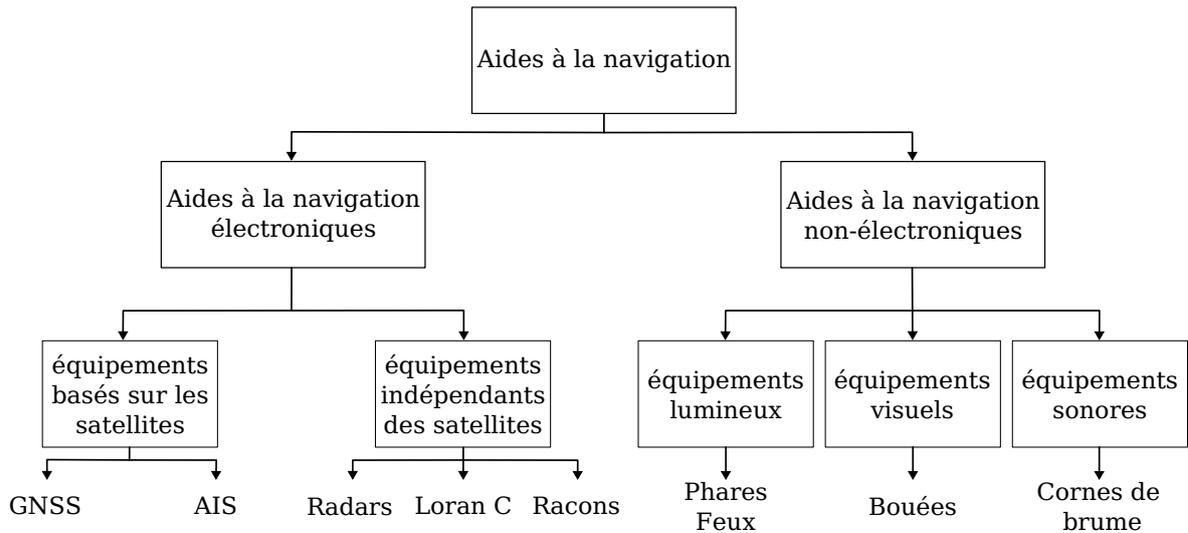


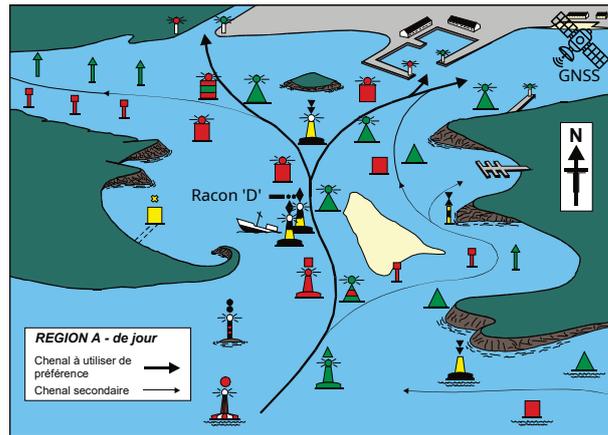
Fig. 3 : Les différents équipements d'aides à la navigation

Une synthèse des différents équipements d'aide à la navigation est représentée dans la Fig. 3. Elle montre que différents canaux de communication, indépendants les uns des autres, sont utilisés pour transmettre les informations aux navires. C'est ainsi qu'il existe des dispositifs visuels, lumineux (parfois ils combinent les deux) et qu'ont été développés des systèmes de positionnement électronique basés ou non sur le positionnement par satellites. Par conséquent, différents systèmes transmettent les mêmes informations aux navires : cette redondance assure leur fiabilité et surtout une continuité de service.

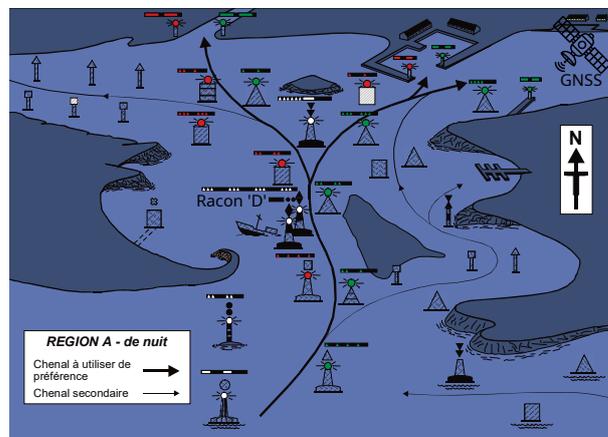
La cohabitation des différents équipements est réglementée par l'International Association of Marine Aids to Navigation and Lighthouse Authorities (IALA) Il s'agit d'une organisation non-gouvernemental qui collabore avec l'International Maritime Organisation (IMO) et l'International Telecommunication Union (ITU) pour construire et homogénéiser les normes dans le but d'assurer une navigation sécurisée et prévenir les accidents [4]. La Fig. 4 présente un exemple des différents équipements d'aide à la navigation de jour (Fig. 4a) et de nuit (Fig. 4b).

L'IALA a choisi de baser ses quartiers généraux à Paris. En effet, avec la deuxième plus grande zone économique exclusive (ZEE) [5], la France a un rôle majeur dans la gestion des espaces maritimes mondiaux. Ce rôle dans le monde maritime a ainsi conduit au développement d'un écosystème d'entreprises devenues leaders mondiaux dans les domaines liés à la signalisation maritime.

Cette thèse est le fruit d'une convention CIFRE entre AMG Microwave, une entreprise française, leader mondial du transpondeur radar pour l'aide à la navigation, appelé radar beacon (Racon), et l'Institut d'Electronique et des Technologies du numéRique (IETR).



(a) Les différents systèmes d'aide à la navigation de jour



(b) Les différents systèmes d'aide à la navigation de nuit

Fig. 4 : Les différents systèmes d'aide à la navigation [6], [7]. Ici un Racon est installé pour indiquer un danger à éviter. Le détail sur les différentes régions sera donné dans le Chapitre 1



Fig. 5 : Affichage de la lettre 'O' sur l'écran d'un opérateur suite à la réponse d'un Racon

AMG Microwave fabrique et conçoit des Racons depuis le début des années 2000. Ces balises détectent dans la bande X (9.3-9.5 GHz) les émissions des radars des navires les environnant. Les Racons émettent une réponse qui s'affiche comme un code Morse sur l'écran de l'opérateur radar. La Fig. 5 présente une réponse d'un Racon affichée en Morse sur l'écran de l'opérateur. Les Racons informent ainsi sur la présence d'obstacles (parcs éoliens, plateformes pétrolières, ponts, etc.) ou de dangers en mer (côtes, récifs, etc.), indiquent des caps à suivre, etc.

II Problématique

Généralement, les Racons ignorent les signaux de faibles puissances pour ne pas répondre aux signaux provenant des lobes secondaires : c'est la suppression des lobes secondaires (SLS). Cette étape est cruciale pour que l'information transmise par le Racon soit interprétable par les marins. La Fig. 6 montre sur l'écran d'un opérateur radar la réponse d'un Racon avec la SLS, alors que la Fig. 7 affiche la réponse sans la SLS. Ainsi dans la Fig. 7, la réponse du Racon est assimilée à un obstacle ou peut en masquer un : l'information transmise n'est ni fiable ni précise, elle est donc inutilisable.



Fig. 6 : Réponse du Racon **avec** la SLS



Fig. 7 : Réponse du Racon **sans** la SLS

Jusqu'à présent, ne pas répondre aux signaux de faibles puissances suffisait pour filtrer les signaux des lobes secondaires. Néanmoins, l'arrivée de radars de nouvelle technologie (NT) sur le marché du radar maritime nécessite d'avoir une autre approche. En effet, ces radars diffèrent de ceux avec lesquels les Racons ont été conçus pour communiquer,

appelés radars conventionnels dans la suite du manuscrit. Ces différences se trouvent tant en termes de signatures des signaux émis, que de puissance d'émission : les radars conventionnels émettent des signaux de fortes puissances sans modulation de fréquence, alors que les radars de NT émettent des signaux de faibles puissances avec modulation de fréquence. Ainsi, pour pouvoir répondre à tous les radars, peu importe leur technologie, et transmettre les informations de navigation aux navires, les Racons doivent répondre aux signaux de faible puissance car certains proviennent de lobe principal de radar. Il est donc nécessaire de trouver une méthode pour traiter les signaux des lobes secondaires des radars conventionnels tout en restant capable de détecter les radars de NT.

Ne pas répondre aux signaux des lobes secondaires est un défi pour éviter d'émettre des signaux parasites qui viendraient polluer le spectre électromagnétique. Ainsi, un second défi pour les Racons est d'émettre seulement quand cela est nécessaire. Des expériences réalisées par l'IALA ont montré que dans les zones à forte densité de radars, telles que les ports, les Racons ne répondent pas à tous les navires les sollicitant [8]. Une meilleure gestion des réponses est donc nécessaire afin de moins polluer le spectre et répartir les réponses équitablement entre les navires.

Un troisième défi pour les Racons est le peu de diversité dans les références des radars maritimes du commerce auxquels ils doivent répondre. Dès lors, il est probable que dans leur environnement, les Racons puissent détecter deux navires équipés du même type de radar. Par conséquent, la distinction entre ces navires est donc rendue plus ardue. De plus, les signatures des radars actuelles ainsi que les futures évolutions des technologies de radar maritime sont inconnues. Ces éléments ajoutent une dimension d'incertitude quant à l'adaptabilité à long terme des Racons.

III Objectifs

Pour répondre aux problématiques évoquées ci-dessus, nous cherchons une solution qui remplit les objectifs suivants :

- **Objectif 1** : Séparer les signaux de lobes secondaires de ceux de lobes principaux pour assurer la lisibilité et la pertinence de la réponse du Racon.
- **Objectif 2** : Répondre à tous les radars quelle que soit leur technologie, sans connaissance au préalable de l'environnement, et sans émettre de signaux parasites afin de garantir que tous les navires équipés d'un radar reçoivent une réponse adéquate.
- **Objectif 3** : Répondre à tous les radars quel que soit le nombre de radars dans l'environnement du Racon pour que même dans les zones de fortes concentration de navires, ceux-ci reçoivent tous une réponse.

- **Objectif 4** : Respecter la directive 1178 de l'IALA [9] qui intègre les concepts de l'intelligence artificielle explicable [10]. Cette directive exige que la solution soit sans biais en ne favorisant pas un type de radar ou un constructeur. De plus, elle stipule que la conception, le développement et les prises de décisions du Racon doivent être transparentes, interprétables et explicables auprès d'un audit en cas d'incident.
- **Objectif 5** : Garantir une adaptabilité du Racon sur les prochaines années en étant capable de répondre aux radars quelles que soient les futures évolutions.

Actuellement les solutions proposées commencent par désentrelacer les signaux radars. C'est-à-dire qu'elles réalisent une acquisition des signaux et exploitent soit leurs périodicités, soit certaines de leurs caractéristiques. Néanmoins, ces solutions ne traitent pas toutes les technologies de radars ou ont besoin de connaissance sur l'environnement du système. De plus, elle ne distinguent pas les radars de même référence constructeur présents sur des navires différents. Ces méthodes seront reprises en détail dans le Chapitre 1.

Nos travaux ont pour but de remplir les objectifs énoncés plus haut. Tout d'abord, comme il n'existe pas de bases de données de signaux radars labélisés, nous avons développé un générateur de radars génériques, en nous basant sur l'ensemble des fiches techniques des constructeurs. Ce générateur a permis d'évaluer l'approche envisagée dans différentes configurations et sera détaillé dans le Chapitre 2. Notre approche s'organise donc ainsi :

- Dans un premier temps, nous exploitons l'invariabilité des signaux radar dans le temps. Cela nous permet de les désentrelacer et de rassembler ensemble les signaux radars ayant les mêmes caractéristiques.
- Dans un second temps, nous exploitons la périodicité des signaux radars. Nous avons développé une méthode capable de distinguer les signaux radars identiques mais venant de navires différents. Avec cette méthode nous arrivons à reconstruire les signatures des radars, quelle que soit leur technologie. Par conséquent, nous réalisons l'apprentissage de l'environnement du Racon et le suivi des navires avec peu de données et sans connaissances au préalable.
- Enfin, comme notre approche exploite l'aspect invariant et périodique des émissions radars, elle permet de répondre efficacement à tous types de radars.

Pour résumer, notre approche permet donc aux Racons de fonctionner dans un environnement inconnu, évoluant lentement, et où se côtoient des radars conventionnels et des radars NT. Notre processus de décision est compréhensible et justifiable. Pour atteindre ces objectifs, nous adoptons une approche multidisciplinaire, combinant les connaissances générales que nous avons sur les radars avec des concepts de traitement du signal et d'apprentissage automatique.

IV Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé de la manière suivante :

- le **Chapitre 1** décrit les différentes technologies de radars avec lesquels le Racon doit communiquer. Ce chapitre introduit aussi les différentes techniques existantes pour désentrelacer les signaux radars.
- le **Chapitre 2** présente la modélisation des radars ainsi que la génération des différentes émissions selon la technologie du radar.
- le **Chapitre 3** détaille l'approche proposée pour désentrelacer les signaux radars. Cette étape permet de ne garder que les signaux des lobes principaux. Des simulations sont réalisées en faisant varier le nombre de radars et avec des fenêtres d'acquisition de durée différentes. Dans ce chapitre, nous exposons aussi notre méthode permettant de caractériser l'environnement d'un Racon, incluant des simulations pour évaluer la robustesse de la méthode face aux différentes technologies de radars.
- le **Chapitre 4** discute des résultats obtenus et propose des perspectives d'amélioration et de développement.

ÉTAT DE L'ART

I Introduction

Comme mentionné dans le chapitre précédent, la sécurité maritime repose sur un ensemble de systèmes devant apporter des informations fiables et redondantes aux navires. Le développement technologique de ces systèmes est donc au cœur des préoccupations des acteurs du secteur maritime. Les travaux de cette thèse s'intéressent à la coopération entre deux de ces systèmes : les radars et les transpondeurs maritimes, appelés Racons. Dans ce chapitre, nous présenterons un aperçu des avancées technologiques dans les domaines des radars maritimes du commerce et des Racons. Nous commençons par décrire les différents radars maritimes civils existants, en donnant pour chacun une description fonctionnelle ainsi qu'une analyse de leurs performances. Nous nous intéresserons ensuite aux différentes méthodes de désentrelacement pour les transpondeurs maritimes de nouvelle génération.

II Les différents radars maritimes du commerce

Un radar est un système qui utilise des ondes électromagnétiques pour détecter, suivre et localiser des objets ou encore naviguer en conditions de faible visibilité. Il fournit une vision en temps réel de l'environnement du navire. Les radars maritimes émettent des signaux dans la bande 2.9-3.1 GHz (bande S) ou sur la bande 9.3-9.5 GHz (bande X). Ces signaux sont réfléchis par les objets rencontrés sur leur trajet. La durée entre l'envoi du signal et la réception de l'écho permet de déterminer la distance à laquelle se trouve l'objet. Ces systèmes fournissent aux équipages des informations sur leur environnement, permettant ainsi de prévenir les collisions, et de naviguer en toute sécurité, même dans des conditions météorologiques difficiles. Le radar s'avère être un outil indispensable pour la navigation maritime. Conformément à la convention SOLAS [11], chaque navire doit être équipé d'au moins un radar.

De nos jours, différents types de radars peuvent équiper les navires. Néanmoins, quelle que soit la technologie des radars, leurs performances sont caractérisées par :

- la résolution en distance : la capacité à séparer deux cibles proches
- la portée : la capacité à détecter des cibles éloignées qui renvoient des échos de faible puissance

Dans la suite, nous appellerons "paramètres primaires" les caractéristiques mesurables d'une émission radar et "paramètres secondaires" celles obtenues suite à un traitement.

Dans cette section, nous nous allons détailler les trois technologies de radar maritime civil : les radars à impulsions, les radars à compression d'impulsions (CI) et les radars à ondes continues modulées en fréquence (FMCW).

II.1 Les radars à impulsions

La technologie des radars à impulsions est la première à avoir été mise au point [12]. Ces radars émettent des signaux puissants mais de courtes durées aussi appelés impulsions. Ces signaux peuvent être cohérents ou non cohérents selon la technologie utilisée [13]. Si le radar est cohérent ses signaux commencent toujours à la même phase. S'il est incohérent, ses signaux commencent avec une phase aléatoire [14]. Dans le domaine maritime, il est courant que les radars à impulsions sont non cohérents [15].

II.1.1 Description fonctionnelle

Le fonctionnement d'un radar peut être décrit en trois blocs, comme schématisé dans la Fig. 1.1 :

- La chaîne d'émission

Pour un radar à magnétron, le fonctionnement de la chaîne d'émission est assez simple. Le magnétron est alimenté par un courant électrique qui contrôle l'émission de signaux. Selon la présence ou non de ce courant, le magnétron émet des signaux de fortes puissances à une fréquence fixe correspondant à sa fréquence de résonance [12], [16]. La Fig. 1.2 présente deux signaux consécutifs émis par un radar à impulsions.

Le radar à impulsions émet une porteuse sinusoïdale non modulée en fréquence pendant un temps très court, noté T_{on} , variant entre la dizaine de nanosecondes et la dizaine de microsecondes (pour plus de simplicité, ces impulsions sont généralement représentées par leurs enveloppes carrées schématisées en vert sur la Fig.1.2). S'en suit un temps de non émission, T_{off} , durant lequel le radar se met en mode écoute pour recevoir les éventuels échos. La durée de T_{off} varie selon la distance à laquelle l'opérateur souhaite observer. Le temps entre le début de deux impulsions

consécutives est appelé période de répétition de l'impulsion (PRI). On parle aussi de fréquence de répétition de l'impulsion (FRI) égale à l'inverse de la PRI.

- Duplexage

Un circulateur est placé à l'intersection entre l'antenne et les chaînes d'émission et réception. Il s'agit d'un composant passif dirigeant le signal à émettre vers l'antenne et les échos reçus vers la chaîne de réception. Il permet à un radar d'utiliser la même antenne pour émettre et recevoir des signaux. À travers son limiteur de puissance et son commutateur, ce système assure que l'émetteur puissant ne submerge pas ou n'endommage pas la chaîne réceptrice, qui est souvent beaucoup plus sensible. En effet la chaîne d'émission est calibrée pour émettre des puissances de l'ordre du kW alors que la chaîne de réception est suffisamment sensible pour détecter des échos d'une puissance de l'ordre du nW. Un signal de contrôle est utilisé pour piloter le commutateur, agissant comme un interrupteur :

- ◇ quand le radar est en émission, le commutateur bloque les éventuels signaux arrivant du duplexeur.
- ◇ quand le radar est en réception, le commutateur les laisse passer. On s'assure ainsi que les composants de la chaîne de réception sont protégés.

- La chaîne de réception

Une fois que les échos sont reçus par la chaîne de réception, ils sont amplifiés et filtrés. Pour un radar à impulsions, ces deux opérations sont généralement réalisées respectivement par un amplificateur à faible bruit (ou « LNA » pour Low Noise Amplifier) et un amplificateur à contrôle de gain automatique (CAG). Le premier amplifie le signal de faible puissance arrivant de l'antenne en minimisant l'ajout de bruit interne venant du radar. Le second a pour objectif d'atténuer la puissance des échos proches et d'amplifier celle des échos lointains. Les échos reçus sont ensuite convertis en fréquences intermédiaires et filtrés, en multipliant le signal reçu par le signal issu de l'oscillateur de fréquence local (OL) fonctionnant à plus faible fréquence. Les fréquences images sont filtrées pour ne garder que celle d'intérêt. Un amplificateur logarithmique (ampli-log) accentue les différences entre les échos et le niveau de bruit facilitant ainsi l'identification des cibles par des algorithmes de détection, tels que les algorithmes de seuillage ou les circuits à taux constant de fausses alarmes [17], etc. Une fois que les échos sont identifiés, ils s'affichent sur l'écran de l'opérateur.

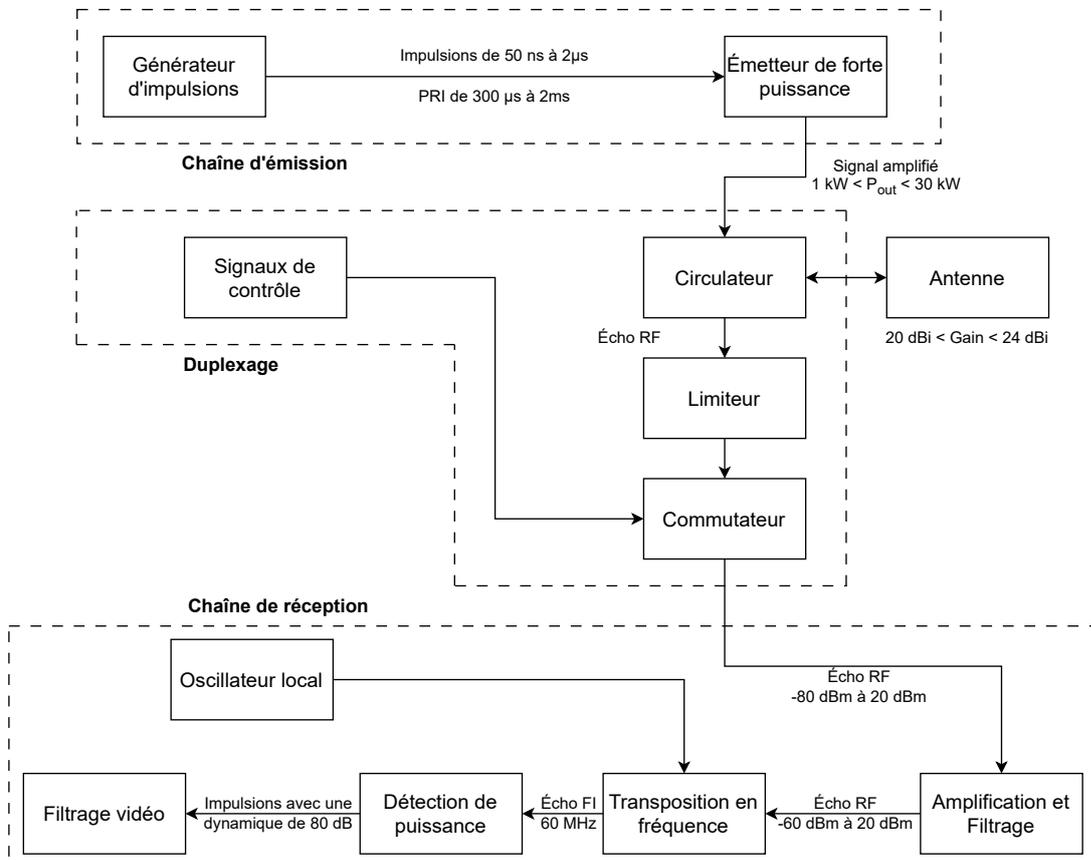


Fig. 1.1 : Schéma fonctionnel d'un radar à impulsions [18]

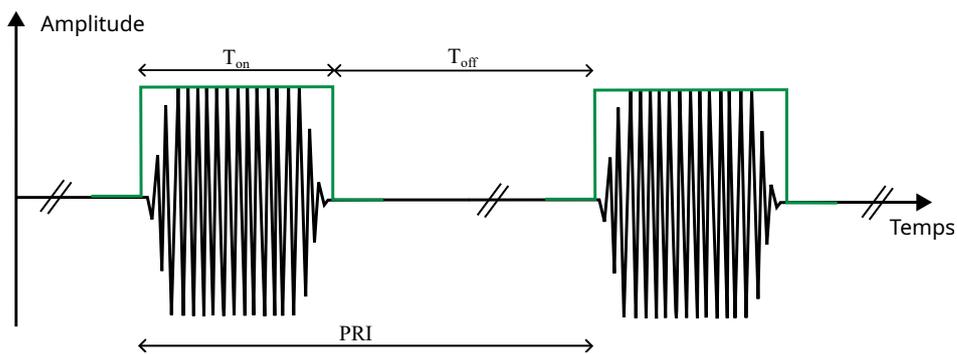


Fig. 1.2 : Signaux émis par un radar à impulsions

II.1.2 Analyse des performances

Pour les radars à impulsions, la puissance moyenne du signal émis est définie comme :

$$P_{\text{moy}} = P_{\text{max}} \cdot \frac{T_{\text{on}}}{PRI} \quad (1.1)$$

Plus la puissance moyenne d'émission du radar est importante, plus les échos seront détectables. Ainsi d'après l'équation 1.1 il y a trois moyens d'augmenter la puissance moyenne d'un signal émis. Chaque approche présente des avantages et des inconvénients qui sont détaillés dans le Tab. 1.1.

	Avantages	Inconvénients
Augmenter P_{max}	<ul style="list-style-type: none"> • Les impulsions émises auront davantage d'énergie : les échos seront encore plus discernables du bruit • La distance maximale observable augmente 	<ul style="list-style-type: none"> • Le coût des équipements est plus élevé • Cette approche crée des problèmes de fiabilité • Cette approche n'est pas adaptable aux radars NT qui par nature sont limités en puissance
Diminuer PRI	<ul style="list-style-type: none"> • Pour un temps donné, le radar émet davantage d'impulsions 	<ul style="list-style-type: none"> • Cette approche va augmenter le nombre d'échos fantômes
Augmenter T_{on}	<ul style="list-style-type: none"> • Chaque impulsion aura davantage d'énergie 	<ul style="list-style-type: none"> • La résolution en distance sera moins fine

Tab. 1.1 : Impact des paramètres sur les impulsions radars et la puissance moyenne [19]

Pour un radar à impulsions, pour que deux échos soient distinguables, ils doivent arriver au récepteur avec un écart d'au moins T_{on} . On en déduit la résolution en distance Δd , avec c la vitesse de propagation de l'onde :

$$\Delta d = T_{\text{on}} \cdot \frac{c}{2} \quad (1.2)$$

Ainsi, plus T_{on} est court, mieux le radar peut distinguer des cibles rapprochées. Néanmoins, plus la durée d'émission est faible, plus le temps d'éclairement de la cible est court. Or, en présence d'un fort clutter de mer (le bruit causé par les multiples échos provenant de la surface de la mer), les cibles les plus petites peuvent ne pas réfléchir assez d'énergie : leurs échos sont alors noyés dans le bruit [20].

II.2 Les radars à compression d'impulsions (CI)

Le radar à CI est une alternative au radar à impulsions. Bien que leur fonctionnement soit similaire, la technique de compression d'impulsions permet de résoudre en partie le dilemme consistant à choisir entre une haute résolution en distance et une détection précise [12], [21]-[23]. De plus, comme le signal émis varie en fréquence, ce type de radars est moins sensible au clutter de mer [20].

II.2.1 Description fonctionnelle

Le fonctionnement d'un radar à CI peut être schématisé comme avec le schéma blocs de la Fig.1.3. Comme pour le radar à impulsions, le fonctionnement peut être décomposé en trois blocs :

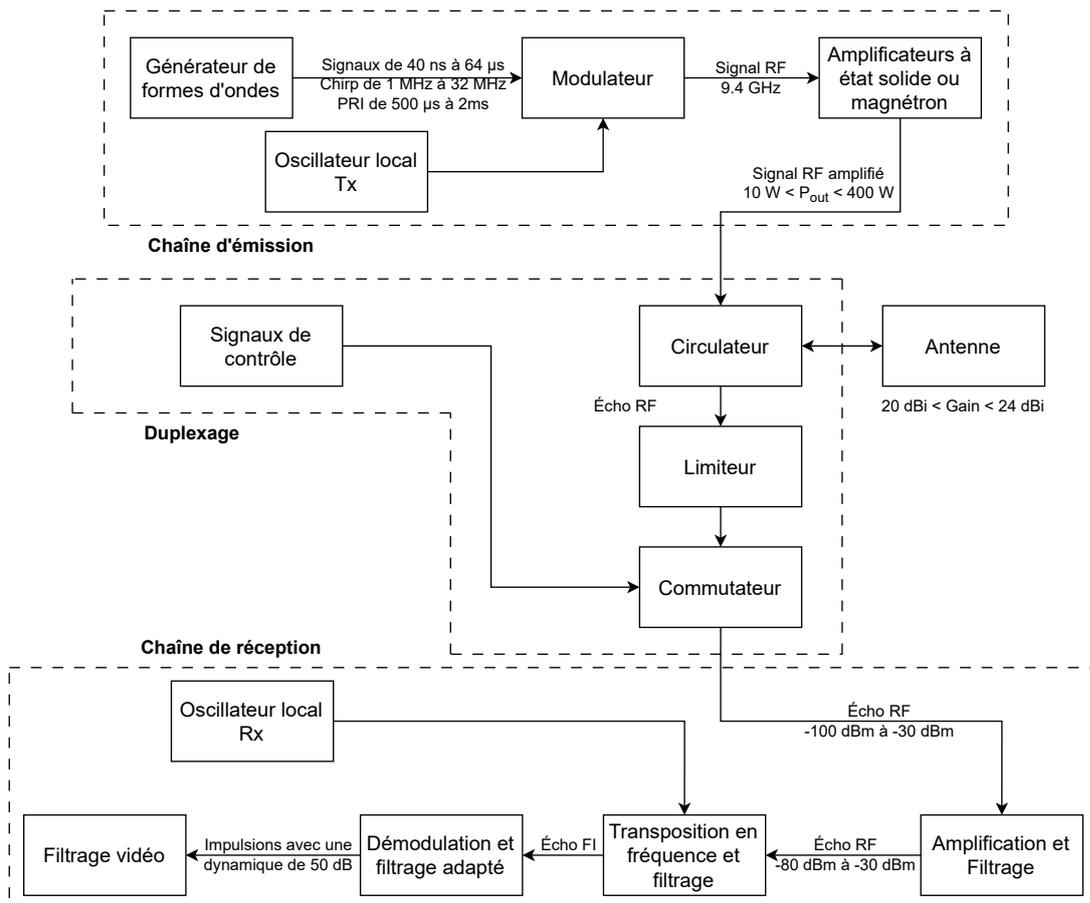


Fig. 1.3 : Schéma fonctionnel d'un radar à CI

- La chaîne d'émission

Un générateur de forme d'ondes crée un train d'impulsions d'une dizaine de microsecondes modulées en fréquence. Ces impulsions sont ensuite élevées en fréquence à l'aide d'un oscillateur local pour atteindre la fréquence d'émission souhaitée. Elles sont ensuite amplifiées par des blocs d'amplification à état solide [12]. La Fig. 1.4 présente une trame de signaux formée par le générateur d'un radar à CI. Le radar émet une forme d'onde sinusoïdale modulée (linéairement ou non) en fréquence pendant un temps de l'ordre de la dizaine de microsecondes noté T_{on} . Comme pour les radars à impulsions, un temps de non-émission, ou d'écoute, T_{off} suit l'émission et varie selon la distance à laquelle l'opérateur souhaite observer l'opérateur.

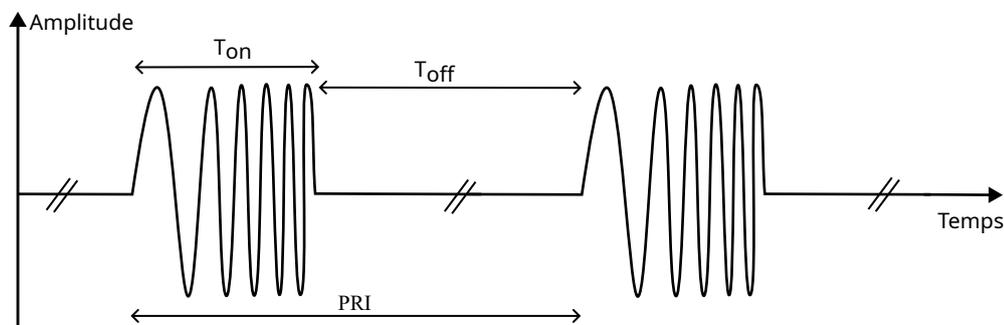


Fig. 1.4 : Deux impulsions émises par un radar à CI dont le signal est modulé linéairement en fréquence

- Duplexage

Le duplexage d'un radar à CI est identique à celui d'un radar à impulsions tel que décrit dans la section II.1.1. Cependant, les puissances émises par les radars à CI vont de la dizaine à la centaine de watts contre du kilowatt pour un radar à impulsions.

- La chaîne de réception

Les échos sont descendus en fréquence avec un démodulateur I/Q. Cela permet de récupérer les échos quelle que soit leur phase et avec un minimum de pertes [24]. Comme la forme des échos est connue, un filtre adapté est utilisé pour faire sortir les échos du bruit tout en maximisant le rapport signal à bruit [25]. L'opération de filtrage adapté revient à effectuer l'intercorrélacion entre l'écho et le signal émis. La Fig. 5 présente la forme du signal en sortie du filtre adapté.

La détection des pics se fait avec les algorithmes de seuillage et avec les circuits à taux constant de fausses alarmes, comme pour un radar à impulsions.

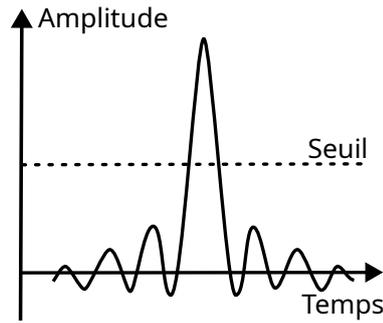


Fig. 1.5 : Signal en sortie du filtre adapté en l'absence de bruit

II.2.2 Analyse des performances

Lorsqu'un écho arrive à l'entrée du filtre adapté, le signal en sortie est équivalent à un sinus cardinal dont le premier zéro se trouve à l'instant $1/\Delta f$ avec Δf représentant la bande balayée par le chirp. Afin de n'avoir aucune ambiguïté entre les pics de deux échos distincts, ils doivent être séparés d'au minimum $\Delta t = 1/\Delta f$ (Fig.1.6).

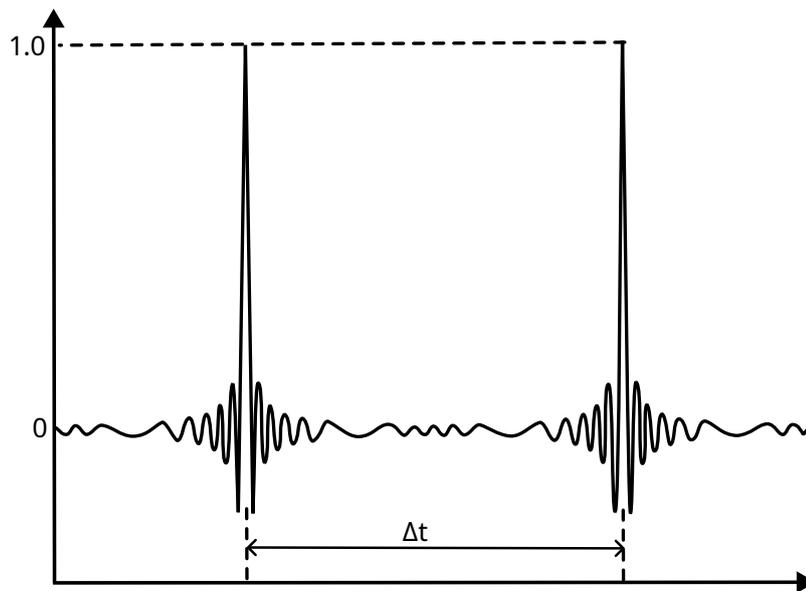


Fig. 1.6 : Deux échos en sortie du filtre adapté sans ambiguïté, et en l'absence de bruit

Par conséquent, la résolution en distance d'un radar à compression d'impulsions est définie telle que :

$$\Delta d = \frac{c\Delta t}{2} = \frac{c}{2\Delta f} \tag{1.3}$$

On remarque que la résolution en distance est indépendante de la durée T_{on} .

Le Tab. 1.2 compare la résolution en distance entre un radar à impulsions et un radar à CI en fonction de la durée d'émission. On peut en conclure qu'avec un réglage approprié

de la bande balayée par le chirp ou *sweep*, il est possible d'émettre longtemps (pour augmenter P_{moy}) sans détériorer la résolution en distance. Aussi, comme la dissociation entre l'émission et la réception empêche toujours de voir les cibles durant l'émission, un T_{on} important augmente la plus petite distance à partir de laquelle on peut détecter une cible. Cette distance est appelée distance aveugle.

T_{on}	Résolution en distance du radar à impulsions	Résolution en distance du radar à compression d'impulsions pour $\Delta f = 20$ MHz
80 ns	12 m	7.5 m
800 ns	120 m	7.5 m
8 μ s	1200 m	7.5 m

Tab. 1.2 : Évolution de la résolution en distance en fonction de la valeur de T_{on} et du type de radar

Pour contourner ce problème, les radars à CI commencent par émettre des signaux de courte durée, sans modulation pour sonder l'environnement très proche (de l'ordre de la dizaine de mètres). Ils émettent ensuite une séquence de signaux modulés en fréquence, avec une durée croissante mais un balayage de fréquence de plus en plus restreint. Ainsi, les signaux de courte durée couvrent la zone aveugle des signaux les plus longs. De plus, en émettant plus longtemps, à une puissance constante, les radars envoient plus d'énergie et donc peuvent observer des cibles plus éloignées. Aussi, la résolution en distance est ajustée en fonction de la proximité des objets à observer : un balayage en fréquence plus large est utilisée pour les objets proches et qui s'affaiblit à mesure que la distance d'observation augmente. Enfin, les différents signaux sont émis à des fréquences différentes pour éviter les échos fantômes.

La Fig. 1.7 donne un exemple réel de cette séquence pour un radar HALO de SIMRAD :

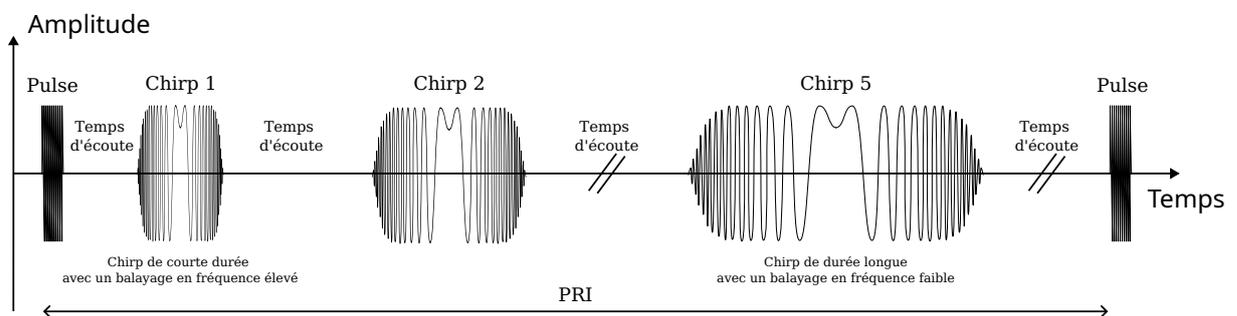


Fig. 1.7 : Séquence de chirps de radars à CI [26]

L'un des problèmes principaux des radars à compression d'impulsions est la formation des lobes secondaires suite au filtrage adapté. La Fig. 1.8 présente ce problème : le premier

lobe secondaire du filtre adapté dépasse la valeur de seuil entraînant la détection de fausses cibles [27], [28].

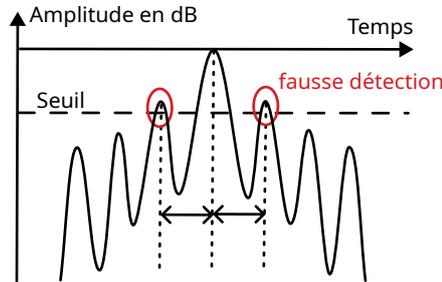


Fig. 1.8 : Lobes secondaires du filtre adapté pris pour des cibles par un radar à CI

Par ailleurs, en cas de trop grande concentration de radars émettant des signaux similaires, les risques d’interférences augmentent. En effet, les signaux occuperont la bande de fréquences plus longtemps et pourront être considérés comme des échos par les radars avoisinants [29].

II.3 Les radars à ondes continues modulées en fréquence (FMCW)

Le principe de fonctionnement d’un radar à CI et d’un radar FMCW est voisin : les deux sont à état solide et leur signal est modulé en fréquence (linéairement ou non). Néanmoins un radar FMCW émet, dans la plupart des cas d’utilisation, en continu [30]-[32]. Or dans le domaine maritime cela ne peut pas être le cas. En effet, les normes maritimes internationales imposent un temps de non-émission.

De plus, pour un radar FMCW la phase du signal est extrêmement importante. En effet, ces radars analysent l’écart de fréquence entre un signal émis et son écho pour retrouver la distance de l’obstacle. Un traitement par transformée de fourier rapide (FFT) est donc réalisé contrairement aux deux autres technologies de radars.

II.3.1 Description fonctionnelle

Le fonctionnement d’un radar FMCW peut être décomposé en deux blocs comme le présente le schéma blocs de la Fig. 1.9 :

- La chaîne d’émission

Les radars FMCW émettent des séquences de « chirps » de longueur T_{on} directement à la fréquence d’émission : il n’y a pas besoin de modulateur pour élever le signal en fréquence. Entre chaque chirp, il y a un temps de non-émission afin de respecter la norme internationale visant à ne pas polluer le spectre électromagnétique. Les signaux émis par un radar FMCW durent beaucoup plus longtemps que ceux émis par les autres types de radars : ils sont de l’ordre de la microseconde contre de la dizaine de microsecondes voire de la dizaine de nanosecondes.

- La chaîne de réception

Contrairement aux radars à impulsions et à compression d'impulsions, les radars FMCW n'ont pas d'étape de duplexage, mais plutôt une antenne capable d'émettre et de recevoir en même temps [33]. En pratique deux antennes sont généralement installées sur le radar afin d'éviter les interférences entre les signaux émis et les échos [34].

L'écho reçu est amplifié et filtré. Il est ensuite mélangé au signal en cours d'émission pour obtenir un signal de battement [35]. Il est donc nécessaire que le radar émette toujours au moment de la réception. C'est pourquoi la durée d'une émission est de l'ordre de la milliseconde (en 1 μ s l'onde effectue 300 m). La fréquence du signal de battement est proportionnelle à la distance de la cible [36], [37] comme le montre l'équation 1.4 et est mesurée par FFT.

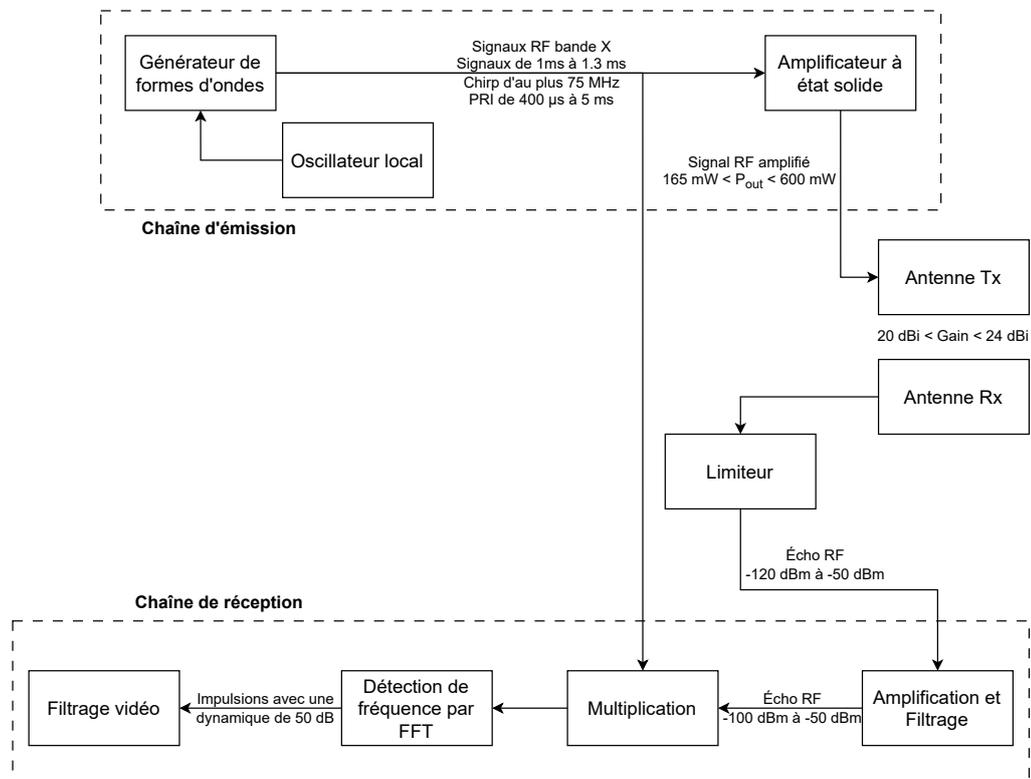


Fig. 1.9 : Schéma fonctionnel d'un radar FMCW

$$f_b = \frac{\Delta f}{T_{on}} \cdot \frac{2d}{c} \quad (1.4)$$

avec :

- f_b : la fréquence de battement
- Δf : la bande de fréquence balayée par le chirp
- T_{on} : la durée d'émission
- d : la distance de la cible
- c : la vitesse de propagation de l'onde

II.3.2 Analyse des performances

Pour respecter les réglementations du domaine maritime, les radars n'émettent pas en continu. Les radars FMCW maritime ont donc aussi une PRI. Néanmoins, les temps d'émission doivent quand même être suffisamment longs pour que le radar soit encore en train d'émettre au moment de la réception des échos et ainsi obtenir un signal de battement [38].

De plus, la résolution en distance δd du radar est intimement liée à la résolution en fréquence δf . En effet, deux cibles seront distinguables à partir du moment où :

$$\delta f \geq \frac{1}{T_{\text{on}}} \quad (1.5)$$

En combinant les équations 1.4 et 1.5 on obtient :

$$\delta d \geq \frac{c}{2\Delta f} \quad [38] \quad (1.6)$$

Enfin, comme l'émission et la réception sont simultanées, il n'y a pas de distance aveugle. En revanche, en émettant toujours le même signal, on s'expose aux problèmes d'échos fantômes comme sur la Fig. 1.10. Néanmoins, avec un radar FMCW, la phase du signal émis peut être contrôlée. Il est donc possible d'envoyer une succession de « chirps » ayant des pentes différentes comme illustré sur la Fig. 1.11.

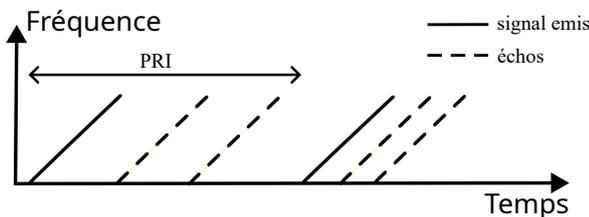


Fig. 1.10 : Émission de deux chirps consécutifs identiques

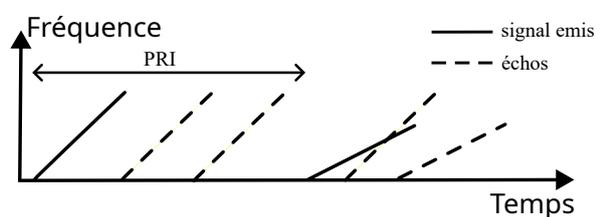


Fig. 1.11 : Émission de deux chirps consécutifs avec des pentes différentes pour éliminer le problème des échos fantômes

II.4 Analyse comparée des différents types de radars maritimes du commerce

Indépendamment de sa technologie, un radar doit être en mesure d'émettre des signaux présentant une forme d'onde stable au fil du temps. Cette stabilité est essentielle car la capacité des radars à sonder leur environnement repose sur la qualité de leurs échos. Si les échos proviennent d'une forme d'onde mal maîtrisée, cela entraînera des limitations significatives dans les performances du radar, notamment une résolution en distance réduite,

c'est à dire une capacité moindre à distinguer les obstacles, ou la possibilité d'interférences qui perturberont les signaux correctement émis.

Les radars à impulsions sont les plus fiables existants. Ce sont des radars nécessitant peu de traitement du signal facilitant ainsi leur conception et leur utilisation. De plus, s'agissant de la première technologie arrivée sur le marché des radars civils, ces radars sont éprouvés et fiables sur leur durée de vie (entre 2000 et 6000 heures d'émission). Cependant, il y a un choix à faire entre avoir une bonne résolution en distance (T_{on} court) et une capacité à détecter des cibles lointaines (T_{on} long). De plus, en cas de fort clutter, le radar à impulsions peut manquer les cibles de petites tailles [39].

Les radars à CI permettent de résoudre, en partie, ces problématiques grâce à la CI [40]. Même s'ils doivent envoyer un signal semblable à celui d'un radar à impulsions pour observer sur les courtes distances, les radars à CI présentent des avantages significatifs par rapport aux radars à impulsions :

- d'avoir une puissance moyenne plus importante car ils émettent plus longtemps (de la dizaine de microsecondes contre de la dizaine de nanosecondes). Les échos ont donc une puissance moyenne plus élevée ce qui permet au radar de garder une bonne distance maximale de détection.
- d'être moins sensibles aux interférences : comme le radar est équipé d'un bloc d'amplification plutôt qu'un magnétron [15], [21], il est possible de contrôler la phase du codage et donc de coder le signal émis (Baker, binaire, etc.) [41].
- d'avoir une très bonne résolution tout en émettant longtemps par la compression d'impulsion
- de ne pas contenir de circuits de fortes puissances qu'il faut éventuellement manipuler

Néanmoins :

- ces deux types de radars nécessitent toujours d'avoir une alternance entre l'émission et la réception créant ainsi une distance aveugle.
- l'analyse des échos se fait toujours dans le domaine temporel.

Les radars FMCW, eux, peuvent émettre et recevoir en même temps : ils n'ont donc pas de distance aveugle. Ce sont aussi les seuls à effectuer la détection de cibles dans le domaine fréquentiel. Il est donc nécessaire de numériser le signal pour extraire les informations nécessaires à la détection des obstacles. De plus, les radars FMCW émettent avec beaucoup moins de puissance que les deux autres types de radars. Enfin, comme les radars à CI, ils arrivent à observer des cibles lointaines tout en gardant une très bonne résolution en distance. Cependant comme ils émettent beaucoup plus longtemps, ils polluent davantage le spectre électromagnétique.

Ainsi, dans le domaine maritime, la principale différence entre ces trois technologies de radars réside dans la manière de traiter les échos reçus. Le Tab. 1.3 regroupe les différentes informations concernant les trois technologies de radars utilisées dans le domaine maritime en s'appuyant sur les fiches techniques des constructeurs.

Un transpondeur maritime tel que le Racon, doit pouvoir détecter, analyser et répondre aux signaux de chacune de ces technologies. De ce fait, du Tab. 1.3, deux familles de radars peuvent ainsi être obtenues pour établir des stratégies de réponses et construire des échos pour leurrer les radars :

- Le modèle des radars type impulsions (radars à impulsions et radar à compression d'impulsions) : ces radars recherchent les pics de puissance dans le temps pour déterminer la présence d'échos. Ils alternent aussi entre un temps d'émission et un temps d'écoute. En plus, comme illustré en Fig. 1.7, les radars à CI émettent aussi des signaux similaires aux radars à impulsions. Il est donc possible de considérer les radars à impulsions comme des cas particuliers de radars à compression d'impulsions.
- Le modèle des radars type FMCW : ces radars traitent directement les signaux RF. Ils s'intéressent à la fréquence des signaux à étudier et non à leur niveau de puissance. Enfin, contrairement aux deux autres types, les chaînes de transmission et réception d'un radar FMCW fonctionnent simultanément.

En ce qui concerne la détection, d'après le Tab 1.3 les caractéristiques des signaux émis par les trois technologies de radars diffèrent significativement, notamment en termes de puissance ou de durée d'émission [42], [43]. Néanmoins, afin d'éviter d'établir une approche spécifique pour chaque technologie et de risquer de ne pas être en mesure de détecter de nouvelles technologies émergentes, il est possible de généraliser le fonctionnement des radars. Cette étape sera détaillée dans le Chapitre 2.

Enfin, pour ce qui est de l'analyse des signaux, discerner ceux émis par différentes technologies de radar ne pose généralement pas de problème majeur, grâce aux différences significatives entre leurs caractéristiques respectives. Cependant, la complexité réside dans la capacité à discriminer les radars de même technologie (*radar pulses deinterleaving* en anglais), et à les identifier de manière spécifique (*specific emitter identification* en anglais). La section suivante présente les différentes approches existantes pour résoudre ces problématiques.

	Radar à impulsions	Radar à compressions d'impulsions	Radar FMCW
Technologie émetteur	Magnétron	Etat Solide	Etat Solide
Cohérence	Non-cohérent	Cohérent	Cohérent
Signal modulé en fréquence	Non	Oui	Oui
T _x et R _x simultanées	Non	Non	Oui
Distance aveugle	Oui	Oui	Non
Analyse phase RF	Non	Non	Oui
Tx en fonction de la distance à observer	Non	Oui	Oui
Occupation spectrale	~ de la centaine de MHz	~ de la dizaine de MHz	~ de la dizaine de MHz
Ouverture du lobe principal	7.2 °	4.9°	5.2°
FFT à la réception	Non	Non	Oui
Fréquence d'émission	bande X (9.2 - 9.5 GHz)	bande X (9.2 - 9.5 GHz)	bande X (9.2 - 9.5 GHz)
Puissance des émissions	de 4 kW à 30 kW	40 W	165 mW
Durée des impulsions	de 80 ns à 1.2 µs	de 40 ns à 64 µs	de 1 ms à 1.3 ms
PRI	de 300 µs à 2800 µs	de 500 µs à 2000 µs	de 1000 µs à 5000 µs
Δd	12 m	de 3 m à 75 m	de 3 à 75 m
Portée maximale	178 km	134 km	89 km
Portée minimale	18 m	6 m	0 m
Vitesse de rotation de l'antenne (V _{rot})	de 20 tours/min à 48 tours/min	de 20 tours/min à 60 tours/min	de 24 tours/min à 48 tours/min

Tab. 1.3 : Plages de valeurs des différentes caractéristiques des radar maritimes du commerce. Les paramètres primaires sont mis en évidence en vert, tandis que les paramètres secondaires sont indiqués en rouge

III Les méthodes de désentrelacement et d'identification des signaux radars

Le Racon est conçu pour émettre des réponses automatiques aux signaux émis par les radars des navires l'environnant. Cependant, cette opération devient complexe dans des zones maritimes densément fréquentées. En effet, les signaux émis sont alors souvent entrelacés, comme présenté sur la Fig. 1.12, créant ainsi des difficultés dans leur interprétation et leur analyse [44]. Une résolution efficace de cette problématique est essentielle pour assurer la sécurité de la navigation maritime.

Les méthodes de désentrelacement et d'identification des signaux radars sont adaptées à cette problématique. Elles distinguent les émissions radar provenant de différentes sources et démêlent les signaux radar entrelacés afin d'obtenir une représentation claire des objets détectés et des caractéristiques de l'environnement.

Il existe deux approches pour désentrelacer et identifier les signaux radars. La première propose de traiter les signaux bruts [45]-[51]. Cependant, nous avons vu dans la section II qu'il existait une grande disparité dans les signaux émis par les radars maritime du commerce. Entre autres, les signaux les plus courts à traiter ont une durée de l'ordre de la nanoseconde alors que les plus longs ont une durée de l'ordre de la milliseconde. Il est donc impossible d'avoir une approche unifiée pour traiter directement ces signaux bruts. Ainsi, les approches telles que [45]-[51] reposant sur l'analyse des défauts de conception inhérents ou *fingerprints* de chaque source ne sont pas utilisables dans notre cas.

La seconde approche consiste à traiter la disparité dans les signaux en extrayant quelques caractéristiques mesurables tels que l'angle d'arrivée (AoA), le temps d'arrivée (ToA), la durée, etc., comme détaillé dans [52], [53]. Il existe deux grandes familles d'algorithmes qui désentrelacent les signaux radars de cette manière [54] :

- les algorithmes traitant seulement l'aspect temporel et la ToA des signaux
- les algorithmes réalisant du clustering en se basant sur les différentes caractéristiques

III.1 Les méthodes de désentrelacement temporel

Les algorithmes de désentrelacement temporel opèrent sur des fenêtres d'acquisition pour séparer et organiser d'une façon claire les signaux radars qui se juxtaposent dans le temps. Ils s'appuient sur des paramètres secondaires comme la PRI. La Fig. 1.12 présente l'entrelacement de signaux radars. A chaque couleur est associé un radar. Une lettre est associée à chaque signal qui se répète. Chaque radar émet à des instants différents dans la direction du Racon. Leurs trains de signaux s'entrelacent en arrivant sur le Racon. Ce dernier doit réussir à reconstruire les trains émis par chaque source, c'est à dire d'attribuer à chaque signal détecté la bonne lettre ainsi que la bonne couleur.

Les algorithmes de désentrelacement comportent généralement deux étapes distinctes. La première estime les PRI en construisant un histogramme de différences de temps d'arrivée (dToA) : sur la Fig. 1.12 cela correspond à associer les bonnes lettres aux signaux. La seconde reconstruit les trains de signaux correspondant aux PRI préalablement établies : sur la Fig. 1.12 cela correspond à associer les bonnes couleurs aux signaux. Le fonctionnement de chacune de ces deux étapes sera décrit respectivement dans les sections III.1.1 et III.1.2.

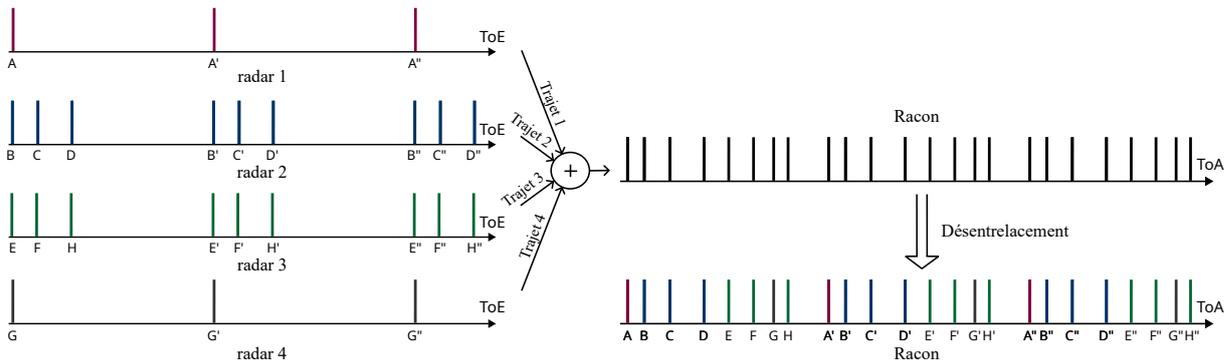


Fig. 1.12 : Entrelacement puis désentrelacement des signaux radars

III.1.1 Les histogrammes de dToA

L'approche par histogrammes de dToA exploite la périodicité des signaux radars. La dToA entre chaque pair de signaux détectés est calculée puis répertoriée dans un histogramme. Comme les signaux radars sont émis à intervalles réguliers, des pics apparaissent aux dToA correspondants aux PRI des émetteurs ou aux multiples des PRI appelés harmoniques. Au contraire, les dToA entre deux signaux venant de radars différents s'accumulent aléatoirement sur l'axe des dToA et sont assimilées à du bruit [55]. Le traitement de ces harmoniques et du bruit est une des principales problématiques de ces approches [56]-[58].

La Fig. 1.13 représente un histogramme de dToA où 5 radars avec une PRI identique se trouvent autour du récepteur.

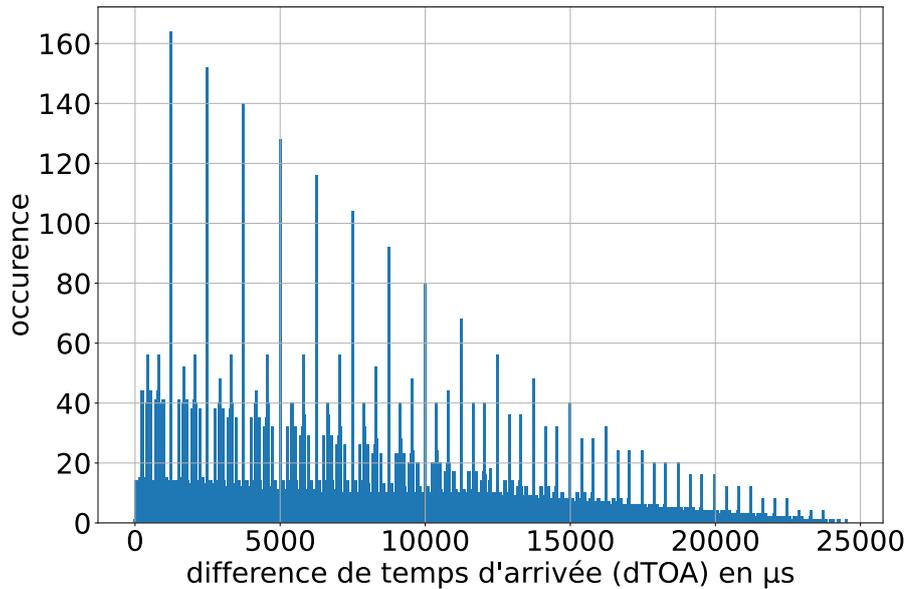


Fig. 1.13 : Histogramme de dToA pour 5 radars détectés lors d'une acquisition de 28 ms

Les histogrammes de dToA ont une complexité de calcul en $O(n^2)$. Utilisés seuls, ils ne peuvent être performants dans un environnement avec beaucoup d'émetteurs. Aussi, si plusieurs émetteurs ont une PRI identique, cette approche ne permet pas de les distinguer.

III.1.2 Algorithme de recherche de séquence (SSA)

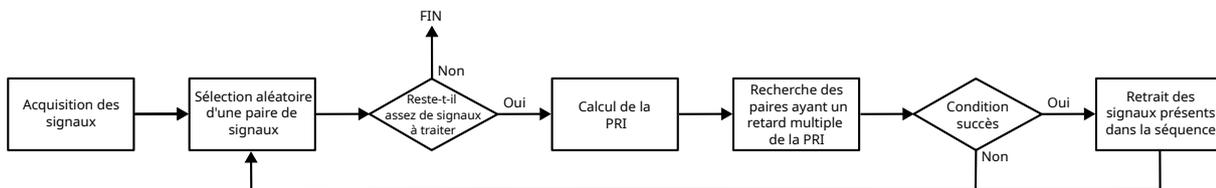


Fig. 1.14 : Fonctionnement général d'un sequence search algorithm (SSA)

Les algorithmes de recherche de séquence ont pour objectifs de retrouver les PRI. Leur fonctionnement général est présenté par la Fig 1.14. Une paire de signaux est prise aléatoirement dans l'ensemble des signaux détectés et leur PRI est calculée. L'algorithme recherche ensuite des signaux arrivés avec un retard multiple de cette PRI (dans le sens avant et inverse). Un critère est ensuite utilisé pour évaluer le succès de cette recherche. Ce critère peut être, par exemple, le nombre de signaux dans la séquence construite. Si le critère est respecté, les signaux sont retirés. Si ce n'est pas le cas, deux autres signaux sont repris aléatoirement. L'algorithme s'arrête quand il ne reste plus assez de signaux à traiter. Ces algorithmes ont généralement une complexité en $O(n^3/3)$ [55] ce qui les rend non-pertinents lorsqu'ils sont utilisés seuls.

III.1.3 Association d'histogramme de dToA et de SSA

L'algorithme *cumulative difference histogram* (CDIF) proposé dans [55] combine le calcul d'un histogramme de dToA avec un SSA. Il commence par trier les signaux selon leurs caractéristiques. Puis, il forme un histogramme de dToA de rang 1. Dans l'exemple de la Fig. 1.12, cela correspond aux dToA entre A et B, B et C, C et D, etc. Chaque comptage de dToA est comparé à un seuil [59] défini tel que :

$$seuil(k) = \alpha \cdot (E - c)e^{\frac{-k \cdot E}{\beta \cdot N}} \quad (1.7)$$

avec :

- k : la valeur de dToA
- α et β , des coefficients à déterminer expérimentalement
- E : le nombre de signaux
- c : le rang des dToA calculées
- N : le nombre de barres dans l'histogramme

Si le comptage pour une dToA et pour deux fois cette même dToA dépasse le seuil, un algorithme de SSA est lancé pour reconstruire la séquence. Si ce n'est pas le cas, l'histogramme de dToA de rang 2 est calculé (les dToA entre A et C, B et D etc., dans la Fig. 1.12) et additionné à celui de rang 1. Les dToA de rangs supérieurs sont calculés et sont ajoutés à l'histogramme jusqu'à ce que le seuil soit dépassé.

Une amélioration de l'algorithme CDIF, appelé *sequential difference histogram* (SDIF) est proposée dans [60]. Cette méthode ignore les histogrammes de rang inférieur qui n'ont pas de PRI ayant dépassé le seuil. En outre, la reconstruction de la PRI peut également s'appuyer sur d'autres paramètres que la dToA, comme la durée, la fréquence de la porteuse ou encore l'AoA [61], [62]. L'intégration de ces paramètres permet d'accélérer la reconstitution des séquences de PRI.

Ces méthodes bien qu'efficaces pour désentrelacer les signaux des radars à impulsions et FMCW, traitent mal ceux des radars à CI, dont les trains d'émissions ont plusieurs PRI. C'est pourquoi une nouvelle approche a été proposée par *Ge et al.* [63]. Dans cet article, un histogramme de dToA est construit mais la recherche des trains de signaux est effectuée en calculant la corrélation entre les paires de signaux. La complexité des calculs est ainsi réduite de $O(kn^2)$ à $O(kn)$, avec k représentant le rang de l'histogramme et n le nombre de signaux à traiter [63]. Bien que cette approche traite les PRI des radars à CI, elle nécessite l'ajustement d'un paramètre en fonction de l'environnement du récepteur.

Enfin, les approches combinant l'histogramme et les SSA ne parviennent pas à gérer les harmoniques efficacement. En effet, pour ne pas avoir à les traiter, elles reposent sur

le choix judicieux du rang k de l'histogramme de dToA. Or, la procédure permettant de le choisir n'est pas exposée en détail. Ces approches doivent donc s'adapter à chaque utilisation du système radar.

III.1.4 Transformée en PRI (PRI-T)

Nishiguchi et Kobayashi [64] proposent une méthode de désentrelacement qui supprime les harmoniques qui apparaissent aux multiples des PRI. Comme les méthodes précédentes, elle construit un histogramme de dToA. Néanmoins, celle-ci est basée, cette fois, sur une fonction d'autocorrélation complexe appelée transformée en PRI (PRI-T).

Dans cette approche, les dToA des signaux sont représentés comme une somme de fonctions impulsionnelles en utilisant la fonction de Dirac, dénotée δ , comme décrit dans l'équation (1.8).

$$g(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t - t_n) \quad (1.8)$$

La PRI-T est la fonction d'autocorrélation des dToA, $g(t)$. Comme il s'agit de l'autocorrélation de fonctions de Dirac, il est possible de réaliser les opérations similaires à une transformée de Fourier pour obtenir un spectre de PRI où $t_n - t_m$ représente la dToA [57] :

$$\begin{aligned} D(\tau) &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)g(t + \tau)dt \\ &= \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=0}^{n-1} \delta(\tau - t_n + t_m) \exp\left(\frac{2\pi i t_n}{t_n - t_m}\right) \end{aligned} \quad (1.9)$$

avec $\exp\left(\frac{2\pi i t_n}{t_n - t_m}\right)$ représentant la phase qui supprime les harmoniques [65].

Une fois la PRI-T établie, les étapes clés de cette méthode sont les suivantes :

1. Déterminer l'intervalle $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ des PRI à calculer à l'aide d'informations précédemment collectées [57]. Cet intervalle correspond au rang k de l'histogramme des dToA détaillé dans la section III.1.3.
2. Diviser l'intervalle en K classes de PRI et de largeur b [57] tel que

$$b = \frac{\tau_{max} - \tau_{min}}{K} \quad (1.10)$$

Ainsi le centre de chaque classe τ_k est défini [65] tel que :

$$\forall k \in [1, K], \tau_k = \frac{k - \frac{1}{2}}{K} (\tau_{max} - \tau_{min}) + \tau_{min} \quad (1.11)$$

3. Discrétiser la PRI-T [64] tel que :

$$\begin{aligned}
 D_k &= \int_{\tau_k - \frac{b}{2}}^{\tau_k + \frac{b}{2}} D(\tau) d\tau \\
 &= \sum_{\{(m,n); \tau_k - \frac{b}{2} < t_n - t_m < \tau_k + \frac{b}{2}\}} \exp\left(\frac{2\pi i t_n}{t_n - t_m}\right).
 \end{aligned} \tag{1.12}$$

Ces trois premières étapes sont suffisantes pour trouver les impulsions qui se répètent avec une PRI constante comme c'est le cas avec les radars à impulsions et FMCW. Les étapes suivantes sont conçues pour les radars émettant avec des PRI variables comme les radars à CI.

4. Traitement des trains de signaux ayant une PRI variable : avec ce genre de PRI, les dToA seront réparties dans des classes différentes. Ainsi, les pics associés au PRI seront donc plus faibles. Deux méthodes sont mises en place pour palier cet effet :

- (a) le décalage des origines temporelles : à chaque classe de PRI est associé un décalage temporel qui lui est propre. En effet, après un certain nombre de PRI, un décalage temporel est nécessaire pour ne pas augmenter considérablement le rang de l'histogramme. Le calcul d'un décalage optimal pour supprimer les harmoniques est proposé dans [66].
- (b) la superposition des classes de PRI : la largeur de chaque classe est proportionnelle à sa PRI et à la variation maximale attendue [66].

5. Fixation du seuil de détection de PRI : comme pour l'algorithme CDIF, les PRI sont obtenues à partir d'un seuil déterminé par trois critères définis [64], [67] tels que :

$$seuil(k) = \max(C_1, C_2, C_3) \tag{1.13}$$

- C_1 : un critère lié au temps d'observation défini tel que $C_1 = \alpha \frac{T}{\tau_k}$.
- C_2 : un critère d'élimination des sous-harmoniques défini tel que $C_2 = \beta C_k$.
- C_3 : un critère d'élimination du bruit défini tel que $C_3 = \gamma \sqrt{T \rho^2 b_k}$.

avec :

- ◇ k : la valeur de PRI
- ◇ T : la durée de la fenêtre d'acquisition
- ◇ τ_k : le centre de la classe associé à la $k^{\text{ème}}$ PRI
- ◇ C_k : le nombre de paires de signaux dans la $k^{\text{ème}}$ classe
- ◇ ρ : la densité de signaux dans la fenêtre d'acquisition
- ◇ b_k : la largeur de la $k^{\text{ème}}$ classe
- ◇ α, β et γ : des valeurs à fixer expérimentalement

Des versions améliorées des algorithmes de [68], [69] ont été proposées. Ces algorithmes ont une bonne fiabilité pour les différents types de PRI, mais ils ne peuvent pas être utilisés pour désentrelacer les signaux radar entrelacés. En effet comme le montre [57], dans le cas où plusieurs PRI sont trouvés par l’algorithme, il n’y a pas de règles pour les associer aux bonnes séquences. *Cheng et al.* [57], combinent les différentes méthodes détaillées jusqu’à présent. Ainsi, ils utilisent des algorithmes de corrélation [70] pour reconstruire les trains de signaux à PRI variables et ils couplent la PRI-T avec des algorithmes de clustering pour les autres types de PRI et donc désentrelacer les signaux radars. Cependant la complexité des calculs reste toujours en $O(n^2)$ [66] : l’utilisation de la PRI-T reste lourde en termes de calculs.

De part leur complexité algorithmique, les méthodes de désentrelacement temporel ne sont pas adaptées lorsque le nombre de signaux à traiter est élevé [71]. De plus, peu sont efficaces face à tous les types de PRI. Or, comme le désentrelacement consiste à reconnaître des tendances et des motifs récurrents dans les données, les algorithmes de *machine learning* (ML) sont particulièrement adaptés à ces problématiques.

III.2 Les méthodes de désentrelacement par machine learning (ML)

Le fonctionnement des algorithmes de ML peut être conçu comme une approche systématique pour identifier des modèles dans des données. Bien que chaque algorithme ait sa propre mécanique interne, on peut décrire le principe général de fonctionnement en deux étapes : une phase d’apprentissage où l’algorithme assimile les relations entre les données et une phase d’inférence où l’algorithme réalise des prédictions sur des données réels. Il existe différents types d’algorithmes de ML :

- les algorithmes dit de *machine learning* classique (MLC) qui apprennent à traiter les données à partir de critères ou de métriques fournis par le programmeur [72].
- les algorithmes de *deep learning* (DL) qui apprenne via des réseaux de neurones les relations entre les données sans être guidés par le programmeur [73].

Les algorithmes de ML, qu’ils soient classiques ou de DL, peuvent être catégorisés en quatre approches :

- les algorithmes d’apprentissage supervisé qui apprennent, à partir d’une base de données d’entraînement labélisées, la corrélation entre les entrées et les sorties. L’objectif est de faire des prédictions ou des classifications précises sur de nouvelles données [74]. Les sorties obtenues lors de l’inférence ont été nécessairement observées lors de la phase d’apprentissage.

- les algorithmes d'apprentissage non-supervisé qui apprennent à partir de données non étiquetées. Le principal objectif de ces algorithmes est de découvrir des structures, des relations, ou des représentations cachées à partir de cet ensemble de données. [75].
- les algorithmes d'apprentissage semi-supervisé qui apprennent les relations entre les données à partir d'une base de données composée d'éléments étiquetés et non étiquetés [76], [77].
- les algorithmes d'apprentissage par renforcement qui apprennent les relations entre les données grâce à un processus d'essais-erreur. Au cours de l'apprentissage, l'algorithme reçoit des récompenses (positives ou négatives selon ces succès et erreurs). L'objectif est de maximiser la somme cumulée de ces récompenses dans le temps. Contrairement aux trois autres approches, les sorties obtenues lors de la phase d'apprentissage ont une influence sur l'apprentissage en cours [78], [79].

La Fig. 1.15 représente une vue d'ensemble des différents algorithmes existants. Elle donne une liste non-exhaustive des algorithmes les plus courants. Pour le désentrelacement des signaux radars, les algorithmes de ML exploitent des paramètres primaires.

Dans la suite, nous nous intéressons d'abord aux algorithmes de Machine Learning classiques puis aux algorithmes de Deep Learning utilisés pour désentrelacer les signaux radars.

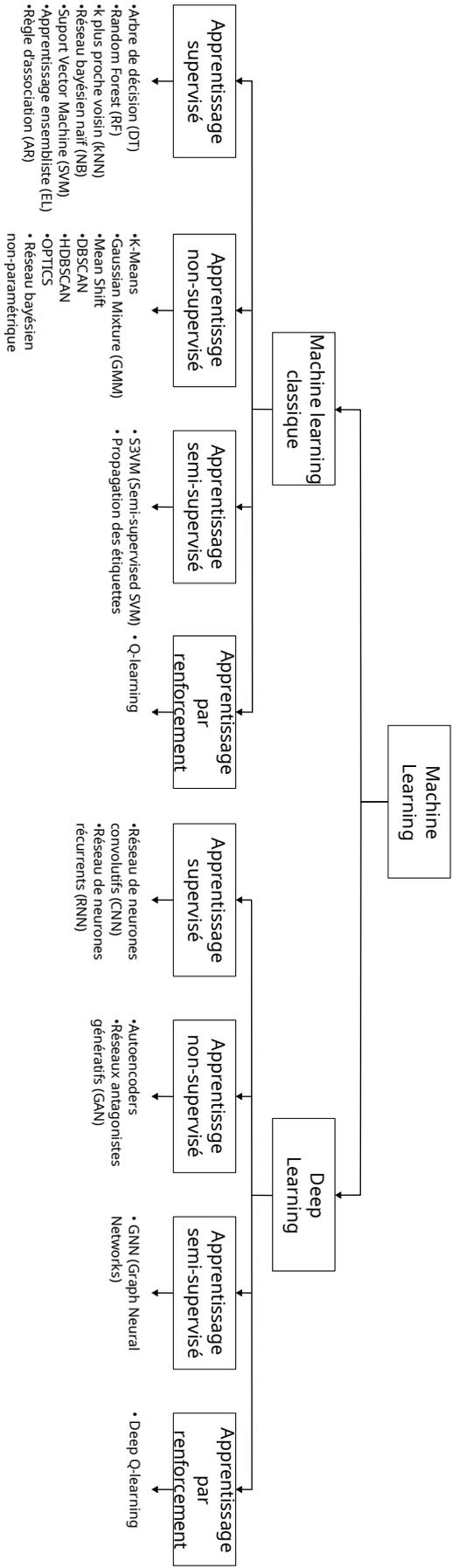


Fig. 1.15 : Les différents algorithmes d'apprentissage automatique [80], [81]

III.2.1 Machine Learning classique (MLC)

Le désentrelacement des signaux radar est un problème typique de regroupement non supervisé ou clustering. L'objectif est d'associer les signaux aux bons émetteurs à partir de leurs caractéristiques, sans connaître à l'avance le nombre exact d'émetteurs. Les signaux sont regroupés en clusters et idéalement chaque cluster est associé à un unique émetteur [71]. Différents algorithmes de clustering sont utilisés pour effectuer le désentrelacement des signaux radars :

- K-Means :

L'algorithme K-Means est un algorithme de clustering simple et rapide. Il partitionne un ensemble de données en K clusters en fonction de leur similitude [82]. Il commence par choisir aléatoirement K centroïdes initiaux. Ensuite, il associe chaque point de données au groupe dont le centroïde est le plus proche. Pour cela il se base sur une mesure de distance, souvent la distance euclidienne. Le centroïde de chaque groupe est ensuite recalculé en prenant une moyenne attribuée à chaque groupe. Ce processus de mise à jour des centroïdes se répète itérativement jusqu'à ce qu'ils ne changent plus significativement ou qu'un nombre d'itérations prédéfini est atteint. Ainsi, chaque cluster est caractérisé par son centroïde, représentant le point moyen des données dans ce groupe [83]. Selon la distance et la moyenne utilisée, il peut-être nécessaire de normaliser les données avant de lancer l'algorithme. Enfin, le choix de K , le nombre de clusters à créer, est crucial pour le fonctionnement de l'algorithme. Un mauvais choix peut conduire à des résultats médiocres. Or, lorsqu'un désentrelacement doit être effectué, le nombre de radars à retrouver est inconnu. Le bon paramétrage de K-Means est donc quasiment impossible. C'est pourquoi, dans de nombreux articles les performances sont modestes [84]-[86]. Aussi les performances diminuent davantage en cas de chevauchement important des paramètres [82]. Cela est d'autant plus vrai lorsque les caractéristiques de certains émetteurs se chevauchent [71].

- Les réseaux bayésiens naïfs non paramétrés (BNP) :

Les réseaux BNP construisent des modèles probabilistes. Ils reposent sur des modèles bayésiens qui utilisent des distributions de probabilité pour représenter l'incertitude d'associer un élément à un cluster [80], [81], [87]. Pour cela, ils utilisent un processus pour modéliser la structure de clustering comme le processus de Dirichlet ou le processus du restaurant chinois décrit dans [88]. Avec un réseau BNP, le nombre de clusters peut varier au fur et à mesure que le modèle apprend des données. Cela rend le BNP clustering particulièrement utile lorsque le nombre réel de clusters est inconnu ou peut changer avec le temps. M. Scherreik et B.

Rigling dans [88] et [89] utilisent ces propriétés pour construire des réseaux BNP capables de désentreler les signaux radars *online*, c'est-à-dire que le modèle est capable d'estimer au fur et à mesure le nombre d'émetteurs et de le faire évoluer dans le temps. Cependant, ces modèles sont très dépendants de l'initialisation des paramètres et n'ont pas été testés lorsque plusieurs émetteurs ont des paramètres qui se chevauchent [90].

- les algorithmes basés sur la densité :

- ◊ *density-based spatial clustering of applications with noise* (DBSCAN) est un algorithme de clustering non supervisé qui ne nécessite aucune connaissance préalable sur les données à partitionner. Il a besoin de deux paramètres : la distance ϵ qui détermine la distance maximale entre deux points pour qu'ils soient considérés dans un même voisinage et, *MinPts* le nombre minimum de voisins d'un point pour qu'il soit considéré comme un "point central" d'un cluster [91]. Comme le montre la Fig. 1.16, DBSCAN définit trois types de points pour construire les clusters :

- _ Le point central : un point qui a au moins *MinPts* points dans un voisinage ϵ
- _ Le point frontière : un point accessible à partir d'un point central, mais qui a un nombre de voisins inférieur à *MinPts* à l'intérieur de son voisinage ϵ
- _ Les points de bruits : ceux qui ne sont ni des points centraux ni des points frontières.

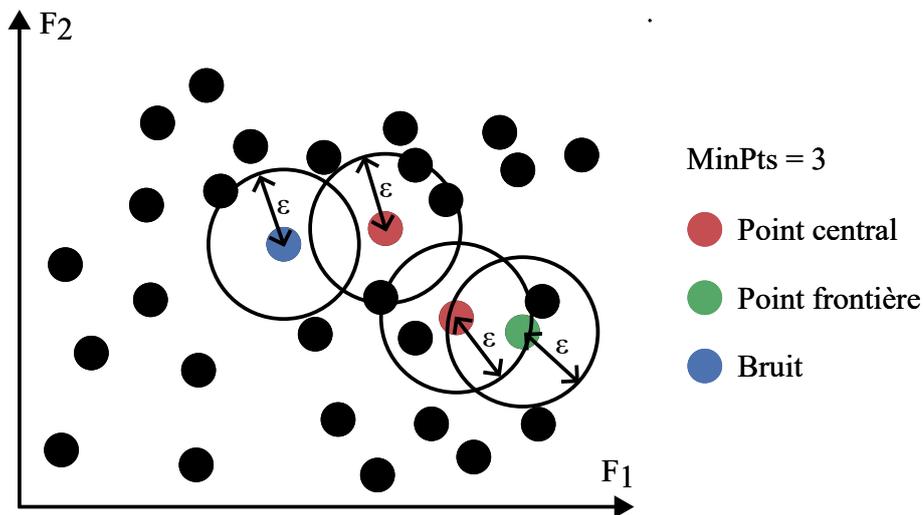


Fig. 1.16 : Description d'un clustering réalisé par DBSCAN dans le plan (F_1, F_2) où F_1 et F_2 sont des caractéristiques

DBSCAN commence par sélectionner un point arbitraire et trouve tous les points à l'intérieur de ϵ . Si le nombre de points est supérieur ou égal à $MinPts$, le point est considéré comme un point central, un nouveau cluster est formé et tous les points situés dans le voisinage ϵ y sont ajoutés. L'algorithme répète le processus pour tous les points centraux présents dans le cluster créé, jusqu'à ce que tous les points ajoutés soient des points frontières. Si un point ne se trouve pas à moins de ϵ d'un point central, alors il est considéré comme du bruit et est ignoré.

Comme DBSCAN détermine automatiquement les clusters en fonction de la densité des données, il ne nécessite pas de connaître le nombre d'émetteurs en avance.

Aussi, dans le cas où différents radars émettent des signaux dont certaines caractéristiques sont semblables, DBSCAN est capable de les différencier [92]. Comme pour les BNP, il est possible de développer une version de DBSCAN qui effectue le désentrelacement *online* [93].

- ◇ *hierarchical density based clustering of applications With noise* (HDBSCAN) est une extension de l'algorithme DBSCAN qui ne nécessite pas le paramètre ϵ qui peut être difficile à régler. En effet, s'il est trop petit, tout sera considéré comme du bruit ; s'il est trop grand, les différents clusters seront fusionnés et le bruit pourra être considéré comme un cluster à part entière. HDBSCAN nécessite quand même deux paramètres : $MinPts$ qui, comme pour DBSCAN, est le nombre minimum de voisins pour qu'un point soit considéré comme centrale et $MinClusterSize$ la taille minimum d'un cluster.

Avec cet algorithme, chaque point est temporairement identifié comme un centre auquel est associé la distance d_c à partir de laquelle il est considéré comme centrale. Ainsi pour se passer du paramètre ϵ , classiquement HDBSCAN s'appuie sur la distance mutuelle d'accessibilité, ou *mutual reachability distance* (MRD) en anglais, entre chaque point pour les regrouper. Cela correspond au maximum entre les d_c de chaque point et leur distance mutuelle. Un critère de stabilité est utilisé pour ne conserver que les clusters de forte densité [94]. Cela correspond au maximum entre les d_c de chaque point et leur distance mutuelle. Mottier et al. propose dans [95] et [96] un clustering agglomératif hiérarchique capable de mesurer la similarité et la dissimilarité entre les clusters.

III.2.2 Deep Learning (DL)

Les algorithmes de DL ont montré leur efficacité dans de nombreux domaines [97]-[102]. C’est pourquoi, des méthodes utilisant du DL ont été proposées pour désentrelacer les signaux radars et identifier les émetteurs. Les algorithmes de DL reposent sur une structure appelée réseau de neurones. Chaque neurone reçoit des informations pondérées en entrée, les additionne, puis applique une fonction d’activation non-linéaire pour produire une sortie. Pour un réseau de neurones classique, comme l’apprentissage est supervisé, les poids sont ajustés en continu pendant l’entraînement pour atteindre le résultat souhaité [103]. Aujourd’hui, différentes architectures de réseaux de neurones sont utilisées. Nous détaillons ci-dessous des architectures utilisées pour le désentrelacement des signaux radars :

- Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont utilisés en vision par ordinateur et en traitement d’images. Ils sont composés de multiples couches, notamment de couches de convolution, de *pooling* et de couches entièrement connectées. Les couches de convolution appliquent des filtres sur des portions de l’image pour extraire des caractéristiques locales. Les couches de *pooling*, elles, réduisent la dimension spatiale pour simplifier les calculs, tout en préservant les informations essentielles. Cette succession de couches permet aux CNN d’apprendre automatiquement et de représenter les caractéristiques complexes des données en entrée. Cela les rend particulièrement adaptés à des tâches telles que la classification d’images, la détection d’objets et la segmentation sémantique. Pour traiter les signaux radars comme des images, les auteurs utilisent différentes transformées comme la transformée de Fourier [104], [105], la transformée en ondelette [106] ou la PRI-T [67]. Les auteurs arrivent ainsi, de manière supervisée, à désentrelacer et identifier les émetteurs.
- Les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont conçus pour traiter des données séquentielles, et temporelles. Contrairement aux réseaux de neurones traditionnels, les RNN ont des boucles de rétroaction de la sortie vers l’entrée. Ils peuvent ainsi maintenir une mémoire interne et prendre en compte des informations passées. Cette capacité à gérer des séquences est un avantage pour traiter les séquences de signaux radars. Il existe différents types de RNN [107], telles que les réseaux *long short-term memory* (LSTM) [108], [109] et les réseaux *gated recurrent unit* (GRU) [110]. Les RNN, y compris les variantes telles que les LSTM [107], [108], et les GRU [109], sont capables de gérer des séquences de signaux radars.

L’approche utilisée dans [110] et [107] consiste à travailler directement sur les séquences alors que dans [108], les auteurs commencent par transformer les émissions des radars en mots : les caractéristiques deviennent des lettres qui combinées forment des mots, etc. Cette technique permet de conceptualiser les signaux ra-

dar d'une manière qui facilite leur traitement par des algorithmes de traitement du langage naturel. Néanmoins, il est important de noter que ces méthodes dépendent toujours d'un apprentissage supervisé, où les modèles sont entraînés avec des données étiquetées pour apprendre à réaliser correctement la tâche de désentrelacement.

- Les Autoencodeurs sont des réseaux de neurones réalisant de l'apprentissage non supervisé. Ils sont composés de trois parties : un encodeur, un espace latent et un décodeur [111]. L'encodeur, correspondant à l'entrée, compresse les données pour obtenir une structure de données de plus petite taille. Celle-ci est stockée dans l'espace latent. Ensuite, le décodeur réagrandit cette structure pour réobtenir la donnée d'entrée [112]. Il est important de noter qu'il ne s'agit pas d'une fonction identité : la compression dans l'espace latent permet de ne garder que les informations essentielles et par exemple de supprimer du bruit [113]. Comme il n'y a pas besoin de labéliser les données d'entrée et de sorties, le processus est non-supervisée. Dans [114], les auteurs commencent par désentrelacer les signaux selon leurs caractéristiques avec du clustering. Puis, ils emploient un autoencodeur pour extraire la PRI et ainsi désentrelacer et identifier les émetteurs. Une autre approche est proposée dans [115], où l'autoencodeur est utilisé pour travailler sur le spectre en fréquence des séquences détectées.

III.3 Bilan des algorithmes de désentrelacement

Le désentrelacement des signaux radar est une technique de traitement du signal utilisée dans les systèmes radar pour séparer et analyser simultanément plusieurs signaux reçus. L'objectif principal du désentrelacement est d'extraire des informations utiles des signaux reçus. Pour les applications de suivi, il est essentiel d'avoir des méthodes qui puissent s'adapter rapidement et qui soient robustes aux variations de l'environnement, dans le but d'améliorer la capacité du radar à maintenir un suivi de plusieurs cibles dans un environnement qui évolue dans le temps. Ainsi, le désentrelacement des signaux radar est une étape de traitement essentielle qui permet aux systèmes radar de comprendre des environnements radar complexes et encombrés, garantissant une détection, un suivi et une identification précise et fiable des cibles.

Le Tab. 1.4 compare les différentes méthodes de désentrelacement radars. Les conclusions suivantes peuvent en être tirées :

- Les approches temporelles se révèlent insuffisantes pour séparer efficacement des signaux ayant des caractéristiques identiques provenant de radars différents ou de fonctionner dans des environnements avec beaucoup de signaux.

- Les algorithmes de ML peuvent traiter de grandes quantités de signaux mais ils présentent des limitations dans la reconstruction des signatures des radars de type CI.
- Les algorithmes de DL se distinguent également par leur capacité à traiter de grandes quantités de données mais :
 - ◊ ils nécessitent un grand nombre de données pour entraîner leurs modèles, ce qui peut être un obstacle majeur dans notre contexte.
 - ◊ leurs modèles en "boîte noire" soulève des préoccupations en termes de transparence et d'explicabilité, notamment en cas d'incident ou d'audit, ce qui pourrait être en contradiction avec les directives de l'IALA relatives à la clarté et la justification des processus décisionnels.
- Aucun des algorithmes de la littérature n'est dans la capacité de distinguer deux radars avec des caractéristiques identiques provenant de deux navires différents

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents radars maritimes du commerce qui communiquent avec le Racon. Il en existe trois types qui émettent des signaux avec des caractéristiques très différentes. En raison de cette diversité, il n'est pas viable de développer un traitement spécifique pour chaque technologie de radar. Néanmoins, en ayant une approche générale où seules des mesures des caractéristiques des signaux émis seraient effectuées, il est possible de réaliser un traitement pour toutes les technologies. C'est dans ce sens que les approches de désentrelacement de signaux radars s'appuient sur l'utilisation des paramètres primaires. À notre connaissance, il n'existe pas d'approche qui à la fois reconstruise les trames émises quelle que soit la technologie de radar en étant totalement non-supervisé, capable de distinguer les radars émettant des signaux avec les mêmes caractéristiques, et en respectant les directives de transparence de l'IALA.

Dans les prochains chapitres, nous présenterons notre approche qui répond à ces critères, offrant un désentrelacement et une identification de tous les radars environnant un Racon, de manière non-supervisée et respectant les exigences de transparence et d'explicabilité de l'IALA. Le chapitre suivant, détaillera la modélisation sur laquelle repose cette nouvelle approche.

	Différence des signaux de mêmes caractéristiques mais émis par des radars différents ?	Est totalement non-supervisé?	Est capable de reconstruire les trames de toutes type de technologies de radars ?	Est efficace même en présence d'un grand nombre de radars ?	Respecte la directive 1178 de l'IALA ?	Est adaptable face aux futures évolutions radar ?
Association histogramme et recherche séquentielle	Non	Oui	Oui	Non	Oui	Oui
Transformée en PRI	Non	Oui	Oui	Non	Oui	Oui
K-Means	Non	Non	Non	Oui	Oui	Oui
Réseaux bayésien naïf non-paramétrique	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui
DBSCAN	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui
HDBSCAN	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui
Réseaux de neurones convolutifs	Non	Non	Oui	Oui	Non	Non
Réseaux de neurones récurrents	Non	Non	Oui	Oui	Non	Non
Autoencodeurs	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Oui

Tab. 1.4 : Tableau récapitulatif des différentes approches de désentrelacement des signaux radars

MODÉLISATIONS DES SIGNAUX DE RADARS

I Introduction

Les Racons jouent un rôle crucial pour garantir la sécurité de la navigation maritime, en répondant aux signaux émis par les radars des navires. Cependant, ils sont confrontés à un défi majeur : répondre efficacement aux radars sans avoir de connaissance préalable sur leurs formes d'onde. Cette complexité est accentuée par le fait que la technologie radar est en constante évolution. En plus, la mise en œuvre et la validation d'approche pour traiter les signaux radars sont entravées par le manque de données réelles sur les radars en accès libre.

Les approches présentées dans le chapitre précédent sont évaluées avec des paramètres primaires ou secondaires de quelques radars simulés ou provenant de données propriétaires [95], [116]. Ces radars ont toujours des paramètres primaires et secondaires différents et, sont modélisés avec un type de PRI [88], [89] ou plusieurs [67], [70], [110], [117]. Or, l'ambition de nos travaux est de traiter, par simulations, tous les radars existants mais aussi leurs futures évolutions. Pour obtenir cette flexibilité, nous modélisons les paramètres primaires et secondaires des radars en nous basant sur les données constructeurs existantes. Par conséquent, nous créons des scénarios où les paramètres primaires et secondaires des radars simulés varient aléatoirement dans des plages de valeurs réelles. Nous pouvons ainsi réaliser des simulations de Monte-Carlo. De plus, nous modélisons différents niveaux de complexité de désentrelacement en variant le nombre de radars à identifier, en plaçant des radars avec des paramètres primaires et secondaires identiques, en modifiant le bruit ou en introduisant potentiellement d'autres perturbations à la réception des impulsions radars.

À travers ce chapitre, nous présentons notre modélisation des signaux radars qui servira à la génération des données. Comme nous ne connaissons pas les futures évolutions des radars, les données simulées se veulent aussi générales que possible afin de couvrir un maximum de cas.

II Les différents modèles de PRI

La PRI désigne l'intervalle de temps entre deux impulsions consécutives émises par un radar [118]. Il s'agit d'un élément essentiel dans la caractérisation des radars : chaque radar a un modèle de PRI qui lui est propre. A cet égard, certaines émissions de signaux radars suivent un motif spécifique, caractérisé par une période de répétition du motif (PRM) [44]. En effet, la variation de la PRI est une stratégie permettant d'optimiser les performances des radars. Par exemple, ajuster ses émissions en fonction de la distance à observer optimise la détection de cibles. Aussi, dans un cadre de guerre électronique, cette variation complique la détection des émissions par les radars adverses. Par la suite, nous appellerons *impulsion* une émission d'un radar caractérisée par des paramètres primaires [95], [119] et *signal* le motif ou le train d'impulsions se répétant.

Ainsi la PRI est définie telle que :

$$PRI_i = TOA_{i+1} - TOA_i, \quad i \in [1, N] \quad (2.1)$$

avec :

- TOA_i : le temps d'arrivée de la $i^{\text{ème}}$ impulsion émise
- N : le nombre d'impulsions émises au sein d'un motif
- PRI_N : le temps entre la fin d'un motif et le début du motif suivant

La PRI est donc un paramètre secondaire, car elle est calculée suite à un traitement définie dans l'équation (2.1).

En conséquence, la Fig. 2.1 représente les différents types de PRI et de PRM. Il existe six modèles de PRI :

- a) Les radars à PRI fixe : il y a une PRI constante. La séquence de PRI peut être définie comme :

$$PRI_i = PRI_1 > 0, \quad \forall i \in [1, N] \quad (2.2)$$

avec :

- N : le nombre d'impulsions émises
- PRI_i : la i -ème PRI
- PRI_1 : la valeur de PRI constante

Dans ce modèle, la PRM est égale à la PRI [120].

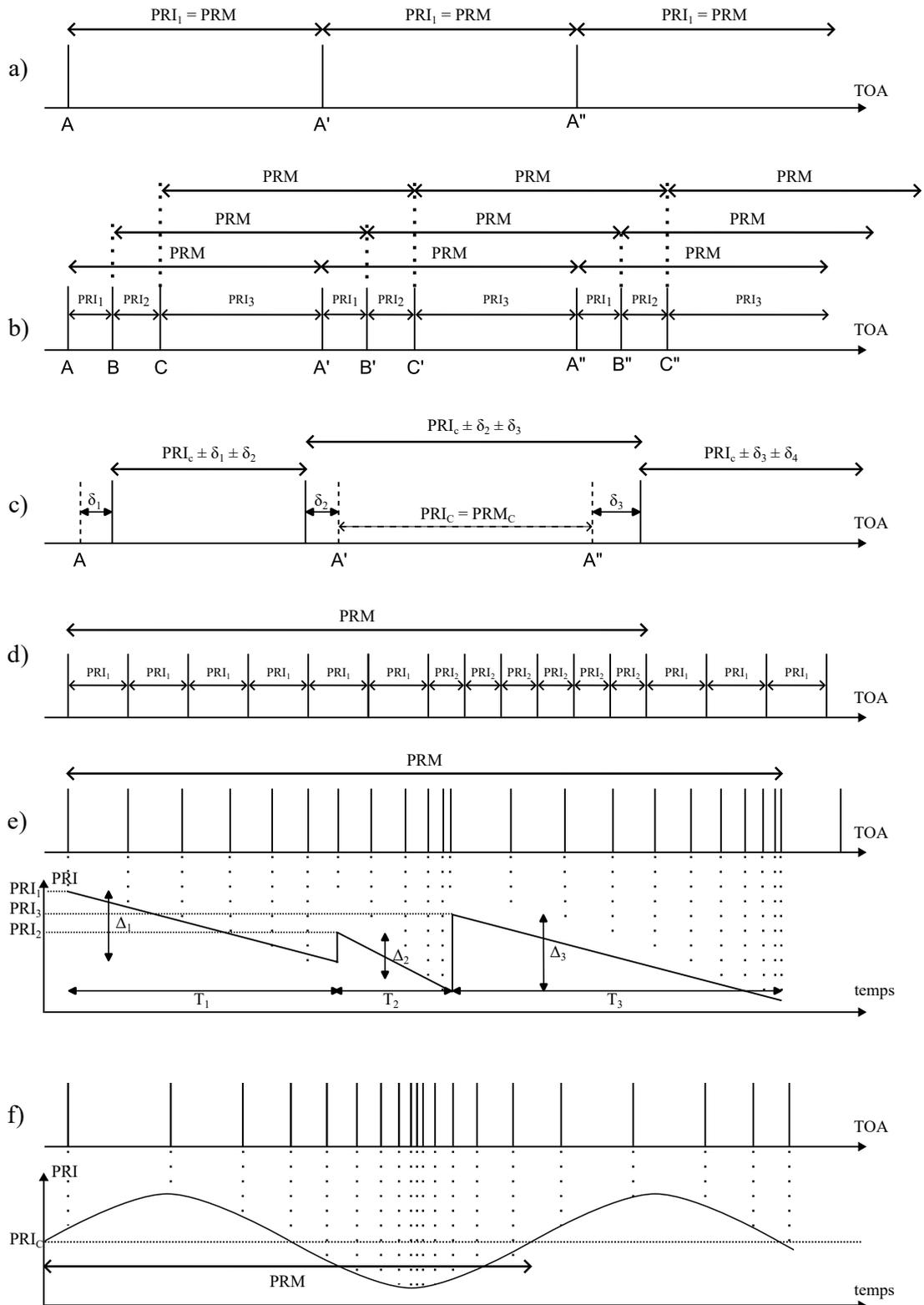


Fig. 2.1 : Les différents types de PRI : a) fixe, b) *stagger*, c) sautillante ou *jitter*, d) *dwell and switch*, e) coulissante ou *sliding*, f) vobulée

- b) Les radars à PRI *stagger* : il y a M valeurs fixes de PRI qui apparaissent cycliquement. Il peut y avoir de 2 à 7 valeurs de PRI différentes [121]. La séquence de PRI peut être définie comme :

$$PRI_i = PRI_k, \quad \text{avec } k \equiv i \pmod{M} + 1, \quad \forall i \in [1, N] \quad (2.3)$$

avec :

- mod : la fonction modulo
- PRI_k : la k-ième PRI fixe
- M : le nombre de PRI, ici 3 (2.1b)

Sur la Fig. 2.1b), la PRM correspond à la période entre deux impulsions identiques consécutives. Dans ce modèle, la PRM est égale à la somme des PRI [122].

- c) Les radars à PRI sautillantes : le sautellement ou *jitter* varie aléatoirement mais toujours entre 1% et 30% autour d'une PRI centrale [123]. La séquence de PRI peut être définie comme :

$$PRI_i = PRI_C \pm \delta_i \pm \delta_{i+1}, \quad \forall i \in [1, N] \quad (2.4)$$

avec :

- PRI_C : la PRI centrale
- δ_i : une variable gaussienne centrée et de variance inférieure à 30%

Dans ce modèle, il y a une PRM centrale, PRM_C égale à la PRI_C [124].

- d) Les radars à *dwell and switch* PRI : comme pour les PRI stagger, il y a différentes valeurs de PRI mais celles-ci restent stables le temps d'émettre un certain nombre d'impulsions (*dwell*) avant de changer pour une autre valeur stable (*switch*) [125]. La séquence de PRI peut être définie comme :

$$PRI_i = \begin{cases} PRI_1, & \forall i \in [1, N_1] \\ PRI_2, & \forall i \in [N_1 + 1, N_1 + N_2] \\ \vdots & \\ PRI_M, & \forall i \in [N_{M-1} + 1, N_{M-1} + N_M] \end{cases} \quad (2.5)$$

avec :

- $PRI_1, PRI_2, \dots, PRI_M$: les M valeurs de PRI
- N_1, N_2, \dots, N_M : le nombre d'impulsions pour chaque PRI

Dans ce modèle, la PRM est définie telle que :

$$PRM = \sum_{i=1}^M N_i \cdot PRI_i$$

e) Les radars à PRI coulissante ou *sliding* : la séquence d'impulsions présente une PRI qui évolue linéairement, de manière croissante ou décroissante, selon une pente Δ_i pour un certains nombre d'impulsions N_i [124], [126]. La séquence de PRI peut être définie comme :

$$PRI_i = \begin{cases} PRI_1 + i \cdot \Delta_1, & \forall i \in [1, N_1] \\ PRI_2 + (i - N_1) \cdot \Delta_2, & \forall i \in [N_1 + 1, N_1 + N_2] \\ \vdots \\ PRI_M + (i - N_{M-1}) \cdot \Delta_M, & \forall i \in [N_{M-1} + 1, N_{M-1} + N_M] \end{cases} \quad (2.6)$$

avec :

- $PRI_1, PRI_2, \dots, PRI_M$: les valeurs initiales de PRI pour chacun des M segments de la séquence
- $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_M$: les différentes pentes
- N_1, N_2, \dots, N_M : les nombres d'impulsions respectifs des PRI suivant la pente Δ_i

Dans ce modèle, la PRM est définie telle que :

$$PRM = \sum_{k=1}^M (N_k \cdot PRI_k + \sum_{j=1}^{N_k} j \cdot \Delta_j)$$

f) Les radars à PRI vobulée : la séquence d'impulsions a une PRI qui est modulée par une sinusoïde [121], [124], [127]. Elle peut être définie comme :

$$PRI_i = PRI_C + A \cdot \sin(\omega i + \phi) \quad (2.7)$$

avec :

- PRI_C : la valeur moyenne de PRI
- A : l'amplitude de modulation (autour de 5% de PRI_1)
- ω : la fréquence de la sinusoïde
- ϕ : la phase de la sinusoïde

Dans ce modèle, la PRM est égale à la fréquence de la sinusoïde ω .

Seuls deux types de PRI sont utilisées par les radars maritimes du commerce : la PRI fixe pour les radars à impulsions et les radars FMCW et la PRI *stagger* pour les radars à CI. Les autres types de modulations sont davantage utilisées dans un cadre de guerre électronique. Étant donné que cette étude se concentre sur les radars maritimes du commerce, nous considérerons uniquement des radars à PRI fixes ou stagger dans le reste de ce document.

III Modélisation des impulsions émises par un radar

Dans la section précédente, nous avons identifié différents schémas d'émission et reconnu que, dans le domaine civil, seules les configurations de PRI fixe et *stagger* sont utilisées. Un radar à PRI fixe émet une impulsion à la fois alors qu'un radar à PRI *stagger* émet des trains d'impulsions, ou motifs, qui comprennent au moins deux impulsions. Faute de données réelles accessibles, nous détaillons dans cette section les différentes étapes qui ont conduit à modéliser les impulsions radar émises.

III.1 Modélisation d'une impulsion radar

Une impulsion émise par un radar est définie par plusieurs paramètres mesurables. En effet, il est possible de caractériser chaque impulsion émise par :

- son temps d'émission (ToE) en μs
- sa puissance d'émission notée G en dB
- sa durée ou durée de l'impulsion (LI) μs
- différentes fréquences telles que : la fréquence au début de la détection (f_f), la fréquence au milieu de la détection (f_m), et la fréquence à la fin de la détection (f_b) en MHz

La Figure 2.2 illustre certaines des caractéristiques d'une impulsion radar.

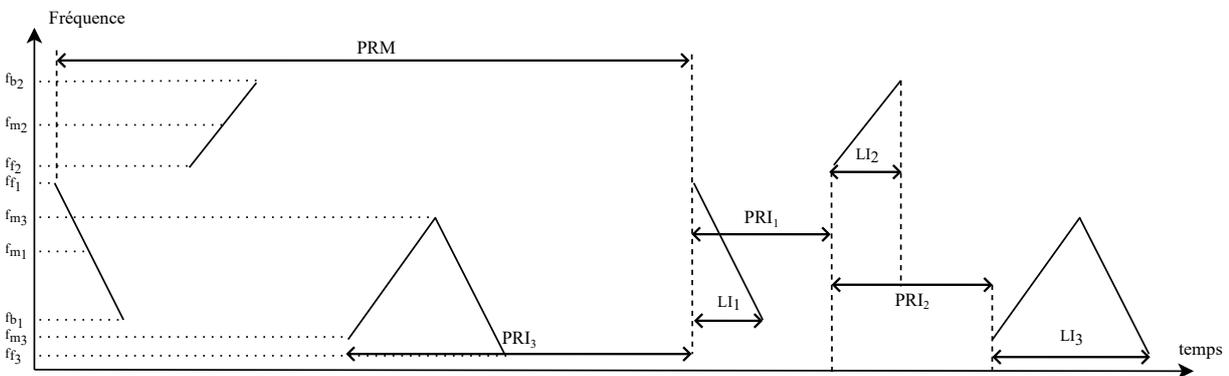


Fig. 2.2 : Les différentes caractéristiques mesurables

Nous avons vu dans le chapitre précédent que la mesure de LI est discriminante pour identifier la technologie du radar utilisée. Aussi avec les mesures des fréquences f_f , f_m , et f_b , il est possible de déterminer le type de modulation du signal ainsi que son excursion en fréquence s'il y en a.

Ainsi, chaque impulsion émise par un radar peut être caractérisée par un vecteur S aussi appelé pulse descriptor word (PDW) [52], [109], [128] tel que :

$$S = [ToE, G, LI, f_t, f_m, f_b] \quad (2.8)$$

où ToE est le temps auquel l'impulsion est envoyée par le radar (égal à zéro pour le premier signal d'un train d'impulsions)

Les paramètres présentés dans l'équation (2.8) sont appelés paramètres primaires car ils sont directement mesurables. En revanche, la PRI est un paramètre secondaire car, elle nécessite une seconde impulsion ou un train d'impulsions émis par le même radar pour être caractérisée [44]. Elle n'est donc pas contenue dans le vecteur S présenté dans l'équation (2.8).

III.2 Modélisation des trains d'impulsions radar

Nous pouvons modéliser l'émission des trains d'impulsions à partir des équations vues dans la section II. Les trains d'impulsions émis par les radars maritimes du commerce ont donc les propriétés suivantes :

- les PRI sont fixes ou *stagger*
- dans le cas des PRI *stagger*, les PRI d'impulsions d'un même train sont croissantes
- l'invariabilité des émissions : un radar émet toujours les mêmes impulsions ou trains d'impulsions avec des caractéristiques similaires
- il existe un temps minimum entre deux émissions consécutives d'un radar
- il y existe un temps maximal entre deux émissions consécutives d'un radar

En reprenant l'équation (2.8) et en associant une PRI à chaque impulsion, nous définissons un train de N impulsions TS émises par un radar comme l'ensemble de N vecteurs S tel que :

$$TS = \{S_k, k \leq N\} \quad (2.9)$$

où :

$$\forall k \leq N, S_k = [ToE_k, G, LI_k, f_{f_k}, f_{m_k}, f_{b_k}]$$

ToE_k est le temps d'émission de la k -ième impulsion. Il est calculé comme suit :

$$ToE_k = ToE_{k-1} + PRI_{k-1} \quad \text{avec } ToE_0 = T_0 \quad (2.10)$$

III.3 Modélisation des lobes principaux

Un radar maritime n'éclaire pas constamment dans la direction la direction du Racon, mais à intervalle régulier correspondant à sa rotation : il y a un temps d'au moins une seconde entre deux éclairagements successifs. Ainsi au cours du temps, les signaux d'un radar sont détectés plusieurs fois par le Racon. On appelle lobe principal d'un radar la direction principale dans laquelle le radar émet et reçoit. Le lobe principal d'un radar est la direction où la majorité de l'énergie du radar est concentrée. C'est, donc, la direction privilégiée dans laquelle le radar est conçu pour détecter des cibles ou des objets. Le lobe principal est généralement étroit et focalisé pour maximiser la portée et la précision.

En raison de la conception et de la géométrie du radar, des lobes secondaires peuvent apparaître. Ces lobes vont émettre les mêmes signaux que les lobes principaux mais avec beaucoup moins de puissance : il y a un écart d'au moins 20 dB. La Fig. 2.3 schématise le diagramme de rayonnement d'un radar : le lobe principal est indiqué en vert et les lobes secondaires en rouge.

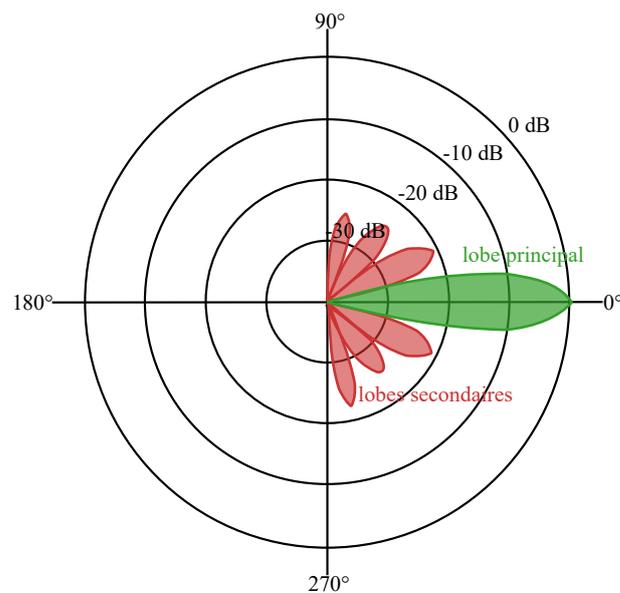


Fig. 2.3 : Représentation schématique d'un diagramme de rayonnement d'un radar

Comme présenté dans le Chapitre 1, à cause des écarts de puissance d'émission entre les différentes technologies de radar maritime et de la présence de ces lobes secondaires, le bon fonctionnement du Racon peut être perturbé. En effet il n'est pas souhaitable qu'un Racon réponde de manière multiple à un radar à cause de la détection de ses lobes secondaires. Les signaux des lobes secondaires peuvent dans notre étude être considérés comme des signaux gênants. La Fig. 2.4 illustre cette problématique. Elle représente l'évolution des puissances des signaux reçus selon la distance entre des radars conventionnels (Tab. 1.3) et un Racon. Dans cet exemple, les émetteurs sont :

- un radar à impulsion émettant avec une puissance de 75 dBm soit 25 kW
- un radar à CI émettant avec une puissance de 46 dBm soit 40 W
- un radar FMCW émettant avec une puissance de 200 mW

Nous constatons que la puissance des lobes secondaires d'un radar à impulsions est supérieure à celle d'un lobe principal d'un radar à CI et que la puissance des lobes secondaires d'un radar à CI est semblable à celle d'un lobe principal d'un radar FMCW.

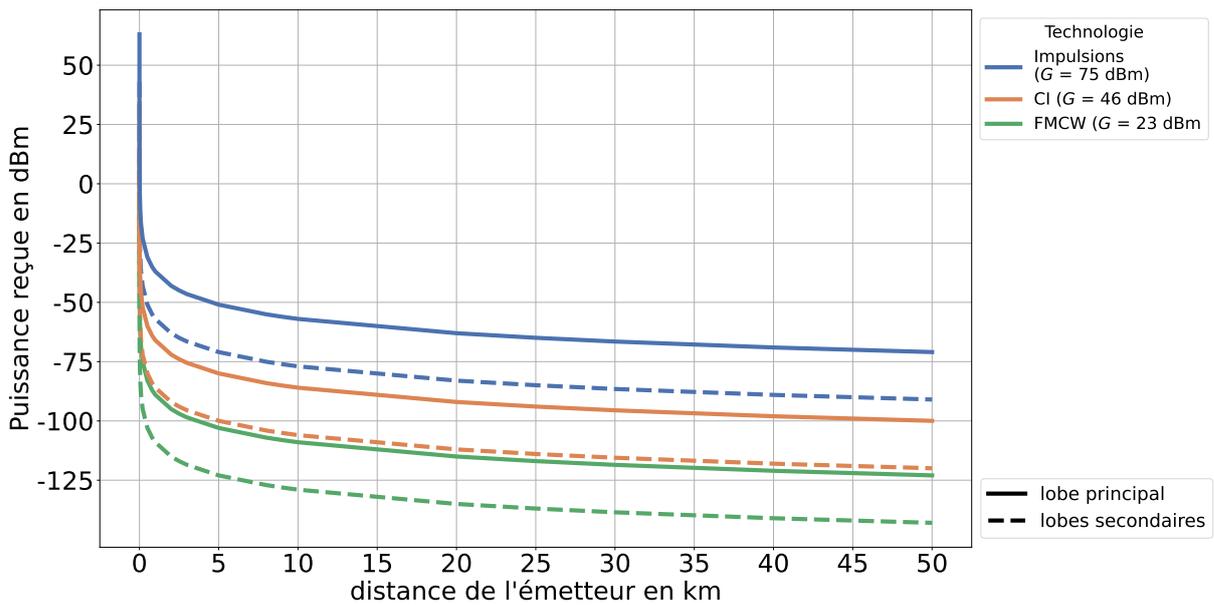


Fig. 2.4 : Atténuation de la puissance reçue en fonction de la distance radar-Racon

Aussi, le Tab. 2.1 répertorie les différentes valeurs d'ouverture du lobe principal, les plages de PRI et de période de rotation de l'antenne (PRA), notée P_{rot} , des différents radars du commerce. Nous pouvons calculer la durée d'éclairage maximale, $d_{\text{eclairage}}$ pour chaque radar avec l'équation 2.11.

$$d_{\text{eclairage}} = P_{rot} \cdot \frac{d_{\theta}}{360} \quad (2.11)$$

Enfin, le Tab. 2.1 donne le nombre maximal d'impulsions émises dans une direction donnée par un lobe principal, lors d'une rotation d'antenne et pour chaque type de radar selon leur ouverture. Comme les radars à CI ont des PRI *stagger*, ils émettent 4 à 6 fois plus d'impulsions que les radars à impulsions.

Dans ces travaux, nous ne modélisons que les émissions des lobes principaux. Nous verrons dans le Chapitre 3 qu'il est possible de distinguer les émissions des lobes principaux des lobes secondaires.

Type du radar	Radar à impulsions	Radar à CI	Radar FMCW
Ouverture du lobe principal	7.2°	4.9°	5.2°
Période de rotation de l'antenne	1.25 s à 3.3 s	1.25 s à 3.3 s	1.25 s à 3.3 s
PRI	300 μ s à 3 ms	300 μ s à 3 ms	1 ms à 5 ms
Durée éclairement	25 ms	17 ms	18 ms
Nombre maximal d'impulsions émises	83	340	18

Tab. 2.1 : Détermination du nombre maximal d'impulsions détectables lors d'une rotation d'antenne et pour chaque type de radar maritime du commerce

IV Formulation du problème de désentrelacement

La modélisation des impulsions émises par les radars, telle que présentée précédemment, nous permet de décrire les signaux reçus par un Racon. Or, dans un environnement maritime dense, plusieurs radars vont émettre simultanément en direction du Racon, ce qui conduit à l'entrelacement de leurs signaux. Cette situation est complexifiée par la présence potentielle, dans l'environnement du Racon, de plusieurs radars ayant des caractéristiques similaires. Dans cette partie, nous proposons une formulation de l'entrelacement des signaux radars afin de développer des méthodes efficaces pour aborder ce problème.

IV.1 Modélisation de l'entrelacement des trains d'impulsions radars

Dans la zone d'opération d'un Racon, les signaux détectés proviennent généralement de différents radars. Ces derniers émettent à des ToE différents et avec des PRI différentes. Dans le même sens, la ToA est l'instant auquel le Racon détecte la présence d'une impulsion dans sa bande d'analyse. Cette détection est cruciale pour identifier les signaux reçus. La Fig. 2.5 schématise l'arrivée des signaux émis sur le Racon. À cause d'erreur de détection, certaines impulsions ne sont pas détectées. Elles sont représentées en pointillés sur la Fig. 2.5. Ce phénomène est connu sous le nom de "mitage" [129], et il représente un défi important dans le processus d'interprétation des signaux reçus.

En reprenant l'équation (2.9), il est possible de modéliser l'ensemble des impulsions détectées par le Racon comme [57] :

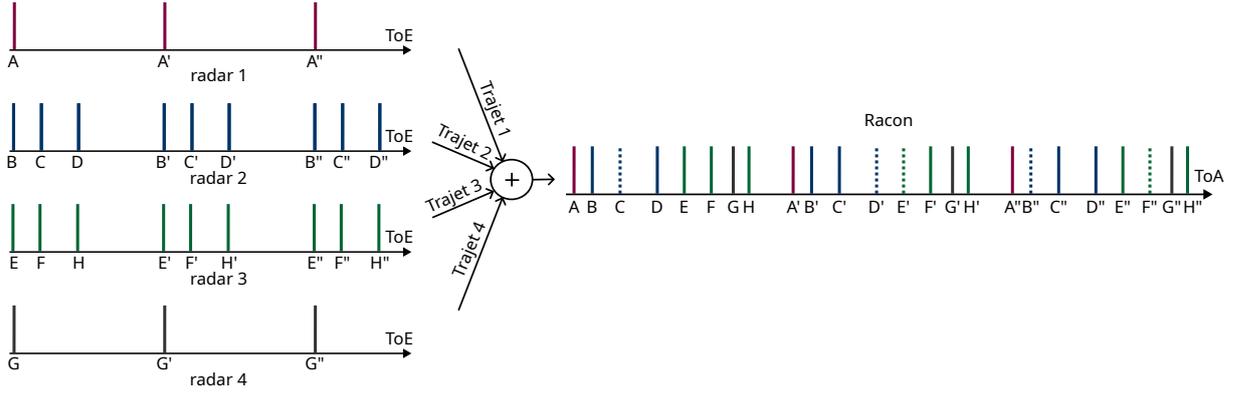


Fig. 2.5 : Modélisation des trains d'impulsions détectés

$$TS = \bigcup_{k=1}^R (TS_k - TS_{m_k}) \quad (2.12)$$

où :

- TS l'ensemble des PDW des impulsions détectées par le Racon (2.9)
- R le nombre de radars
- TS_k l'ensemble des impulsions émises par le radar k
- TS_{m_k} l'ensemble des impulsions émises par le radar k mais non détectées par le Racon (il s'agit d'un sous-ensemble de TS_k)

À la réception, l'ensemble des impulsions bruitées détectées par le Racon \widetilde{TS} est modélisé par N vecteurs tel que :

$$\widetilde{TS} = \{\widetilde{S}_i, \quad i \leq N\} \quad (2.13)$$

où :

$$\forall i \leq N, \widetilde{S}_i = [\widetilde{ToA}_i, \widetilde{G}_i, \widetilde{LI}_i, \widetilde{f}_{f_i}, \widetilde{f}_{m_i}, \widetilde{f}_{b_i}]$$

et :

$$\begin{cases} \widetilde{ToA}_i = ToE_i + (m \bmod M) \cdot PRM + \frac{d}{c} + \epsilon_i \\ \widetilde{G}_i = G + Att_{dB_i} + b_{m_G} \\ \widetilde{LI}_i = LI_i + b_{m_{LI}} \\ \widetilde{f}_{f_i} = f_{f_i} + b_{m_{f_f}} \\ \widetilde{f}_{m_i} = f_{m_i} + b_{m_{f_m}} \\ \widetilde{f}_{b_i} = f_{b_i} + b_{m_{f_b}} \end{cases}$$

avec :

- ToE l'instant auquel l'impulsion est envoyée par le radar
- m le nombre de fois où le motif a été émis
- M le nombre de motifs émis au sein d'un lobe
- d la distance entre le navire émetteur et le Racon
- c la vitesse de propagation de l'onde
- ϵ_i une variable aléatoire $\mathcal{N}(0, \sigma_{\text{err}})$ modélisant l'erreur sur la périodicité des émissions $\forall i \leq N$
- Att_{db_i} modélise l'atténuation de la puissance émise en fonction de la distance parcourue
- b_m une variable aléatoire $\mathcal{N}(0, \sigma_m)$ de bruit de mesure

L'impact de la distance sur le décalage temporel pour quelques millisecondes est négligeable. Elle aura son importance pour des simulations sur des temps longs qui permettraient de distinguer des trains d'impulsions entrelacés.

Enfin, il est possible de représenter l'ensemble \widetilde{TS} au travers de la matrice \widetilde{matT}_n où les impulsions reçues sont ordonnées par ToA :

$$\widetilde{matTS} = \begin{pmatrix} \widetilde{TOA}_1 & \widetilde{G}_1 & \widetilde{LI}_1 & \widetilde{f}_{f_1} & \widetilde{f}_{m_1} & \widetilde{f}_{b_1} \\ \widetilde{TOA}_2 & \widetilde{G}_2 & \widetilde{LI}_2 & \widetilde{f}_{f_2} & \widetilde{f}_{m_2} & \widetilde{f}_{b_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & & \\ \widetilde{TOA}_n & \widetilde{G}_n & \widetilde{LI}_n & \widetilde{f}_{f_n} & \widetilde{f}_{m_n} & \widetilde{f}_{b_n} \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

Notre objectif est de reconstruire, l'ensemble TS, défini dans l'équation (2.9), de chaque radar ayant émis des signaux vers le Racon parmi les perturbations bruitées détectées et entrelacées dans l'ensemble \widetilde{TS} défini dans l'équation (2.13).

IV.2 Collisions entre impulsions

D'après le Tab. 2.1, la PRI des trains d'impulsions varie entre 300 μs et 3 ms, et la période de rotation de l'antenne des radars, notée P_{rot} , varie de 1.25 s à 3.3 s. Le rapport P_{rot}/PRI est donc de l'ordre de 1000. Nous faisons l'hypothèse que ce rapport est toujours entier. Ainsi, dans des conditions idéales d'émission (mer calme, pas d'obstacle), le Racon reçoit toujours la même séquence d'impulsions, car le radar effectue un cycle d'émissions identique à chaque rotation.

Par conséquent, pour déterminer la probabilité de collisions ou de recouvrement entre deux impulsions émises par deux radars différents nous définissons les éléments suivants :

- Le rapport cyclique d'un radar α tel que :

$$\alpha = \frac{\tau}{PRI} \quad \text{avec } \tau \text{ le temps durant lequel le radar est actif} \quad (2.15)$$

- Le rapport cyclique d'éclairage du Racon par un radar, soit le rapport entre le temps d'éclairage du Racon et la période de rotation (P_{rot}) :

$$P_{\theta} = \frac{d_{\theta}}{v_{\theta}} \cdot \frac{1}{P_{\text{rot}}} = \frac{d_{\theta}}{360}$$

avec :

- ◇ d_{θ} : l'ouverture du lobe principale du radar
- ◇ $v_{\theta} = 360/P_{\text{rot}}$: la vitesse angulaire de rotation du radar
- ◇ P_{rot} : la période de rotation du radar
- La probabilité qu'un Racon reçoive de l'énergie directement d'un radar à un instant donné, sans connaissance a priori de l'environnement tel que :

$$P_r = \alpha P_{\theta}$$

- La probabilité de collision à chaque instant entre des impulsions émises par r_1 et r_2 :

$$P_c(r_1, r_2) = P_{r_1} P_{r_2} \quad (2.16)$$

Ainsi, le Tab. 2.2 donne les probabilités que différents radars éclaire le Racon à chaque instant, sans connaissance a priori.

Référence du radar	α	P_{θ}	P_r
Furuno BroadBand 3G	0.26	1.4 %	$3.6e^{-3} \ll 1\%$
Furuno FAR 2127	0,0036	0.26%	$9.4e^{-6} \ll 1\%$
SIMRAD HALO20	0.22	1.1%	$2.4e^{-3} \ll 1\%$

Tab. 2.2 : Probabilité que le Racon reçoive de l'énergie à chaque instant pour différents radars, sans connaissance a priori de l'environnement

Enfin, dans le Tab. 2.3, nous présentons les probabilités de collision pour un environnement composé de deux radars BroadBand 3G, un radar Furuno FAR 2127 et deux radars SIMRAD HALO20.

r1 \ r2	Furuno BroadBand 3G	Furuno FAR 2127	SIMRAD HALO20
Furuno BroadBand 3G	$1.3e^{-5} \ll 1\%$		
Furuno FAR 2127	$3.3e^{-8} \ll 1\%$	$8.8e^{-11} \ll 1\%$	
SIMRAD HALO20	$8.6e^{-6} \ll 1\%$	$2.3e^{-8} \ll 1\%$	$5.8e^{-6} \ll 1\%$

Tab. 2.3 : Probabilité de collision, P_c , à chaque instant entre différents radars

V Conclusion

Pour résoudre le problème de désentrelacement des signaux radars, nous proposons la création d'une base de données simulant une variété de radar. Cette base permettra non seulement de tester et d'affiner notre approche, mais aussi de fournir un outil précieux pour d'autres recherches dans le domaine.

La génération de cette base de données passe toute d'abord par la modélisation des différents modes d'émission des radars maritimes. Parmi tous ces types, deux sont utilisés dans le domaine maritime civile : les émissions à PRI fixe ou à PRI *stagger*. De là, pour pallier le manque de données réelles, nous avons élaboré une modélisation mathématique pour réaliser des simulations. Elle repose sur l'utilisation de vecteurs de caractéristiques, également appelés PDW.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons des méthodes conçues pour désentrelacer efficacement tous les types de signaux des radars maritimes du commerce, sans nécessiter de connaissances a priori et en utilisant une approche non supervisée.

DÉSENTRELCLEMENT DES SIGNAUX

RADARS

I Introduction

Dans le Chapitre 1, nous avons établi les caractéristiques des radars auxquelles les Racons sont confrontés. Nous avons également exploré les différentes problématiques liées au désentrelacement et à l'identification de ces radars. Pour cela, deux approches ont été distinguées : les approches temporelles et celles utilisant l'apprentissage automatique. Puis, dans le Chapitre 2, nous avons généré une base de données de radars suffisamment générale pour traiter les radars actuels mais aussi leurs potentielles évolutions. Aussi, une modélisation de l'entrelacement des signaux a été réalisée pour évaluer les différentes approches élaborées, par simulations, dans des environnements de difficultés variables.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les méthodes conçues pour séparer les signaux entrelacés, une tâche essentielle pour assurer la précision et la fiabilité dans l'identification et le suivi des navires. Pour ce faire, dans le contexte du Racon, l'approche utilisée doit répondre aux objectifs suivants :

- O_1 : répondre à tous les radars quel que soit le nombre de radars présents dans la zone environnante du Racon
- O_2 : répondre à tous les radars indépendamment de leur technologie
- O_3 : séparer les signaux des lobes secondaires de ceux des lobes principaux
- O_4 : respecter les principes de l'intelligence artificielle explicable (IAX)
- O_5 : garantir que le Racon demeure pertinent et efficace face aux évolutions futures des radars

La Fig. 3.1 expose l'approche en deux étapes complémentaires pour répondre à ces objectifs. Comme nous n'avons pas de signaux réelles labélisés, nous avons construit une base de données de radars à partir des fiches techniques des constructeurs de radars maritimes du commerce. La génération de PDW simulés issus de cette base de données est introduite dans le Chapitre 2. Cette modélisation des impulsions détectées à l'aide de leurs paramètres primaires permet, dans un premier temps, à l'algorithme de clustering de

les désentrelacer. Ce clustering est crucial pour regrouper les impulsions similaires. Dans un second temps, l'étape de reconstruction des signatures se focalise sur l'identification précise des impulsions désentrelacées. Pour cela, elle construit des séquences d'impulsions émises grâce à une analyse temporelle approfondie.

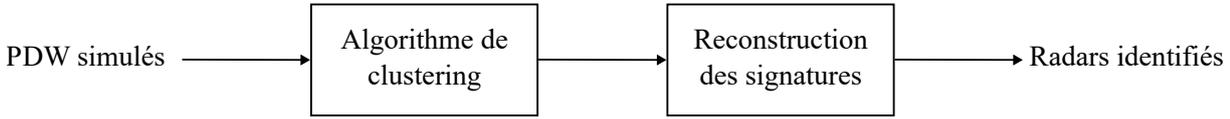


Fig. 3.1 : Schéma blocs de l'identification des radars

Ainsi, dans cette partie, nous présentons les différents éléments de notre approche. Nous commençons par exposer l'algorithme de clustering visant à désentrelacer les impulsions radars. Puis, nous abordons l'algorithme de reconstruction des signatures. Enfin, nous évaluons les performances de chacune des étapes dans différents contextes.

II Désentrelacement des signaux par clustering

Nous avons vu dans les chapitres précédents que le désentrelacement des signaux radars consiste à séparer les signaux provenant de radars différents et reçus dans un même laps de temps. Pour ce faire, différentes approches existent : les approches temporelles et les approches par ML. Le Tab. 1.4 du Chapitre 1 évalue les différentes approches existantes vis à vis de nos objectifs. Cette analyse révèle que les algorithmes de clustering répondent mieux à nos problématiques.

Pour désentrelacer les signaux radars, nous proposons l'algorithme *density based features clustering of applications with noise* (DBFCAN), une variante personnalisée de l'algorithme DBSCAN. En effet, parmi les algorithmes de clustering, l'algorithme DBSCAN se distingue comme la meilleure option par sa capacité à identifier des clusters de formes variées, sa résistance au bruit de mesures et le fait qu'il n'y a pas de besoin de spécifier le nombre de clusters à construire en avance. L'Algorithme 1 décrit le fonctionnement d'un clustering par DBSCAN. Deux paramètres clés, ϵ et $MinPts$, sont d'abord fixés. Ils définissent respectivement :

- la distance maximale entre deux points pour les considérer comme voisins
- le nombre minimum de voisins autour d'un point pour les considérer comme appartenant au même cluster

Le jeu de données en entrée de l'algorithme est la matrice \widetilde{matTS} définie dans l'équation 2.14 dans le Chapitre 2 tel que :

$$\widetilde{matTS} = \begin{pmatrix} \widetilde{TOA}_1 & \widetilde{G}_1 & \widetilde{LI}_1 & \widetilde{f}_{f_1} & \widetilde{f}_{m_1} & \widetilde{f}_{b_1} \\ \widetilde{TOA}_2 & \widetilde{G}_2 & \widetilde{LI}_2 & \widetilde{f}_{f_2} & \widetilde{f}_{m_2} & \widetilde{f}_{b_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & & \\ \widetilde{TOA}_n & \widetilde{G}_n & \widetilde{LI}_n & \widetilde{f}_{f_n} & \widetilde{f}_{m_n} & \widetilde{f}_{b_n} \end{pmatrix}$$

Algorithme 1 Algorithme DBSCAN

Entrée : ensemble de points \mathcal{P} , ϵ and $MinPts$

Sortie : clusters de points

1. Marquer tous les points du jeu de données \mathcal{P} comme non visités
 2. Pour chaque point p non visité de \mathcal{P} :
 - (a) Marquer le point p comme visité
 - (b) Identifier les points voisins distants de ϵ de p
 - (c) Si le nombre de voisins est inférieur à $MinPts$ alors marquer p comme Bruit
 - (d) Sinon, créer un nouveau cluster centré sur p
 - (e) Pour chaque voisin v de p qui n'a pas encore été visité :
 - i. Marquer le voisin v comme visité
 - ii. Trouver les voisins de v distants de ϵ
 - iii. Si le nombre de voisins de v est supérieur ou égal à $MinPts$, former un cluster centré sur v
 - iv. Si v ne fait partie d'aucun cluster, à l'exception du sien, l'ajouter avec ses voisins au cluster centré sur p .
-

En règle générale, DBSCAN est utilisé avec la distance euclidienne [92], [93], [130]. Ce clustering repose sur un bon choix de la valeur ϵ et $MinPts$. Or, faire un choix pertinent est très difficile sans connaître au préalable les données.

C'est pourquoi nous proposons une approche appelée DBFCAN qui s'affranchit du paramètre ϵ et repose sur l'invariance des caractéristiques des impulsions émises par les radars. Afin d'obtenir une solution interprétable et efficace, nous introduisons un critère de similarité binaire $\epsilon_{\text{features}}$ basé sur la précision de mesure. Ce critère, présenté dans l'Algorithme 2, se rapproche d'une mesure de distance et remplace le rôle de ϵ dans DBSCAN. Il est défini comme suit :

$$\epsilon_{\text{features}} = [\epsilon_G, \epsilon_{LI}, \epsilon_f] \quad (3.1)$$

Où :

- ϵ_G : la variation maximale de puissance entre deux PDW appartenant au même cluster, exprimée en dBm
- ϵ_{LI} : la variation maximale de LI entre deux PDW appartenant au même cluster, exprimée en μs
- ϵ_f : la variation maximale de fréquence entre deux PDW appartenant au même cluster, exprimée en MHz. Cette valeur est utilisée pour calculer les différences entre la f_f , la f_m et la f_b entre les deux PDW

Algorithme 2 Critère de similarité binaire

Entrée : $PDW_i, PDW_j, \epsilon_{\text{features}} = [\epsilon_G, \epsilon_{LI}, \epsilon_f]$

Sortie : la similarité entre PDW_i et PDW_j

1. Calculer la différence entre les caractéristiques de PDW_i et PDW_j
 2. Comparer chacune des différences à son seuil associé défini dans l'équation 3.1
 3. Si les différences obtenues sont toutes inférieures au seuil défini dans $\epsilon_{\text{features}}$, alors les PDW sont considérés comme similaires
 4. Sinon considérer les PDW comme différents
-

Les valeurs de ϵ_G , ϵ_{LI} et ϵ_f sont fixées en fonction de la précision des mesures pour chaque caractéristique. Ces valeurs, étant directement liées à la précision des mesures, sont par conséquent totalement prédictibles. Elles évaluent la similarité entre les PDW. Ainsi, deux PDW sont considérés comme similaires lorsque les différences entre leurs caractéristiques respectives sont tous inférieurs aux seuils prédéfinis.

La Fig. 3.2 schématise le résultat de clustering réalisés dans un plan (F_1, F_2) , où F_1 et F_2 représentent deux caractéristiques, pour l'algorithme DBSCAN (Fig. 3.2a) et pour l'algorithme DBFCAN (Fig. 3.2b). Les deux approches ne donnent pas le même clustering : la première forme un unique cluster alors que la seconde identifie trois clusters distincts. À cet égard, notre approche arrivera à distinguer plus facilement deux radars avec des caractéristiques proches.

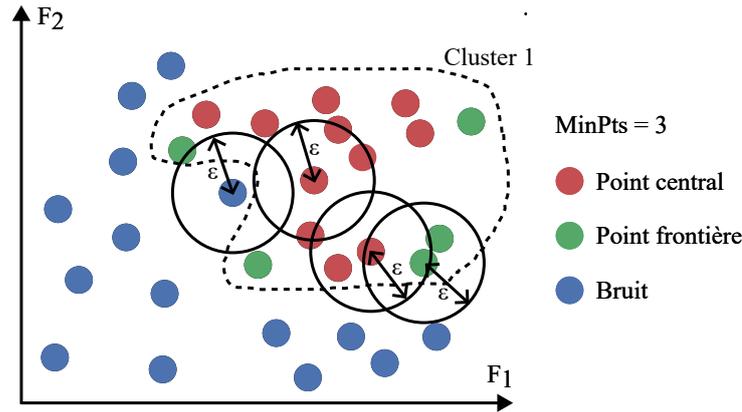
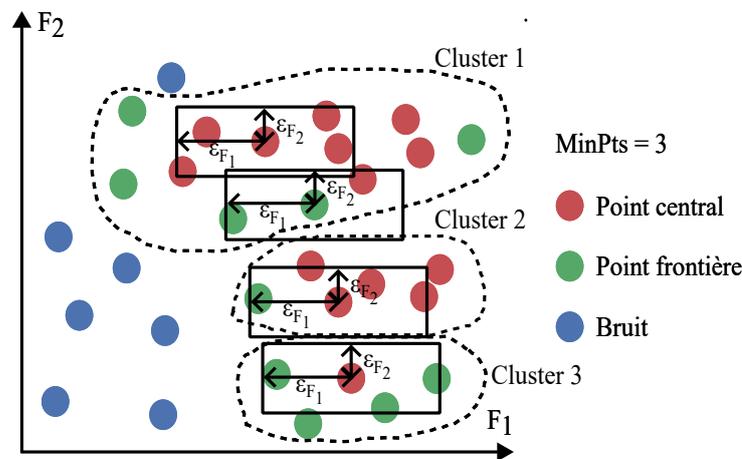

 (a) Clustering dans le plan (F_1, F_2) avec DBSCAN

 (b) Clustering dans le plan (F_1, F_2) avec DBFCAN

Fig. 3.2 : Comparaison de clustering avec les différentes mesures de distance

III Identification des radars

Nous avons vu dans la section précédente une approche pour désentrelacer les signaux radars par clustering. Or, comme le rappelle le Tab. 1.4, ces algorithmes ne parviennent pas à différencier les signaux provenant de radars partageant les mêmes paramètres, et ils échouent à assimiler correctement les PDW des radars qui font varier leurs paramètres primaires, comme les radars à CI. C'est pourquoi, dans cette section, nous présentons une approche complémentaire, appelé *DBFCAN with histogram of difference of time of arrival* (DBFCAN-HD), pour désentrelacer des séquences d'impulsions et caractériser les radars sans nécessiter de connaissances spécifiques. La solution que nous proposons, basée sur une approche en trois étapes, permet aux transpondeurs d'identifier les radars dans son voisinage et ainsi, d'interagir plus efficacement avec eux. De plus, le désentrelacement et l'identification des signatures radars par DBFCAN-HD est réalisable dans un environnement maritime inconnu, et sans connaissances préalables, tout en fournissant une interprétation complète des résultats.

Pour reconstruire les signatures des radars à partir des clusters créés, nous présentons une approche interprétable en trois étapes, comme illustrée par la Fig. 3.3. Tout d’abord, pour chaque cluster créé par l’algorithme de clustering, un histogramme de dToA est élaboré grâce à l’Algorithme 3. Puis, l’Algorithme 4 effectue le séquençage des PDW. Enfin, l’Algorithme 5 les regroupe en clusters.

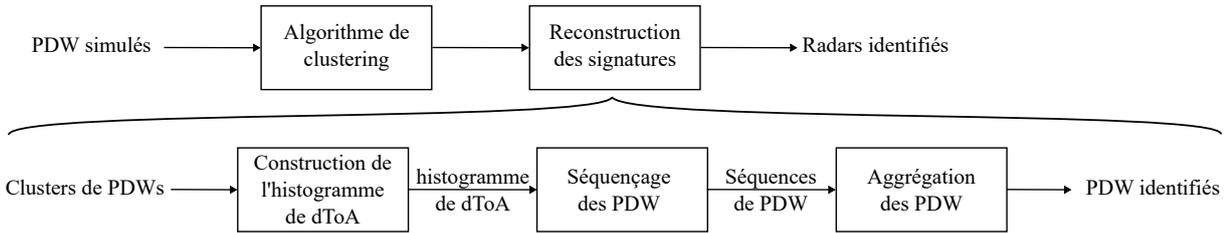


Fig. 3.3 : Schéma blocs de l’identification des radars avec DBFCAN-HD

Algorithme 3 Construction de l’histogramme de dToA pour le cluster C

Entrée : listPDW : la liste des PDW du cluster C (taille N) tel que :

$$\forall i \leq N, PDW_i = [id_{PDW}, TOA_i, P_{dB_i}, LI_i, f_{f_i}, f_{m_i}, f_{b_i}]$$

Sortie : H : l’histogramme de dToA tel que :

$$\forall i \leq numberColumns, H[i] = [d_i, L_i, o_i]$$

où :

- d_i la $i^{\text{ème}}$ dToA
- L_i la liste des paires de PDW ayant pour dToA d_i
- o_i l’occurrence de dToA $_i$

1. Création d’un histogramme H vide
 2. Calcul de toutes les paires de dToA
 3. Calcul l’occurrence o de chaque dToA
 4. pour chaque dToA d obtenue :
 - (a) Regrouper les paires de PDW avec pour dToA d dans une liste L
 - (b) Associer l’occurrence o de la dToA d à la liste L
 - (c) Ajouter le trio $[d, L, o]$ à H
-

Algorithme 4 Séquençage des PDW

Entrée : Histogramme

Sortie : chaînes d'identifiants de PDW séquencés

1. Trouvez la colonne *Col* de l'histogramme avec l'occurrence la plus élevée
2. Mettre bout à bout les paires identiques d'identifiants de PDW
3. Si aucune chaîne de plus de deux paires de PDW ne peut être construite, supprimer de l'histogramme les paires d'identifiant de PDW présents dans la chaîne construite
4. Répétez jusqu'à ce que l'histogramme soit vide ou s'il n'est plus possible de construire de chaîne de paires de PDW

Algorithme 5 Regroupement des PDW pour reconstruire les trains d'impulsions émis

Entrée : chaînes d'identifiants de PDW séquencés, table d'agrégation de PDW (Tab. 3.1)

Sortie : clusters de PDW représentant les radars

1. Classer les chaînes d'identifiants de PDW qui n'ont pas été regroupées par PRM
2. Pour chaque valeur de PRM, choisir la chaîne d'identifiants de PDW ayant le ToA la plus faible et qui n'a pas encore été liée à une autre chaîne d'identifiants de PDW
3. Utilisez le Tab. 3.1 pour grouper les chaînes ayant une PRI *stagger*. Répétez jusqu'à ce que toutes les chaînes soient regroupées

Critères	Conditions
Critères sur la puissance	Deux PDW d'un même émetteur ont un niveau de puissance similaire
Critère 1 sur la dToA	La PRM des PDW varie dans $[T_1, T_2]$
Critères 2 sur la dToA	La PRI des PDW d'un même train ne fait qu'augmenter
Critère sur la fréquence	Les PDW d'un train ont des excursions en fréquence différentes
Critère sur la durée du signal	Le PDW d'un train de signaux avec le ToA le plus élevé a la durée la plus importante

Tab. 3.1 : Critères d'agrégation des PDW basés sur une expertise du domaine

La Fig. 3.4 déroule sur un exemple schématique du fonctionnement de notre approche. La Fig. 3.4a présente la séquence à traiter : il s'agit de deux radars de mêmes paramètres primaires, ayant une PRI *stagger*. De plus, leurs paramètres primaires ne varient pas : tous les PDW se retrouvent donc dans le même cluster.

Aussi, chaque PDW détecté reçoit un identifiant. L'identification des radars se déroule en trois temps :

1. Construction de l'histogramme de dToA

L'Algorithme 3 construit un histogramme où les paires de PDW sont répertoriées par leurs dToA respectives. Les paires d'identifiants de même dToA sont placées dans la même colonne. Cette étape est illustrée par la Fig. 3.4b qui présente une partie de l'histogramme de dToA.

2. Séquençage des PDW pour retrouver la PRM

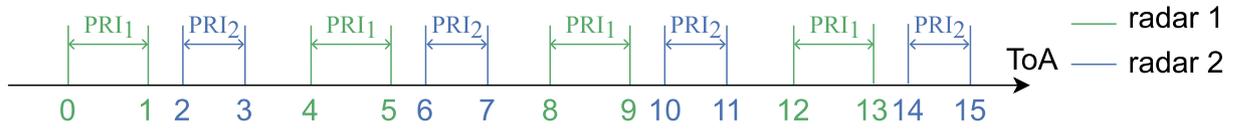
À partir de l'histogramme obtenu, l'Algorithme 4 sélectionne la colonne avec l'occurrence la plus élevée. Puis, il compose des chaînes de paires d'identifiants de PDW séquençées : chaque PDW de séquence est alors distant de leur PRM. Cette étape est illustrée par la Fig. 3.4c qui présente l'histogramme après le séquençage des paires d'identifiants de PDW d'une des colonnes : deux chaînes ont été créées, la chaîne A et la chaîne B. Enfin, les identifiants qui font partie d'une chaîne sont supprimés de l'histogramme. La Fig. 3.4d présente les chaînes de paires d'identifiants créés à l'issue de l'Algorithme 4.

3. Regroupement des PDW pour retrouver les PRI et par conséquent les signatures des radars

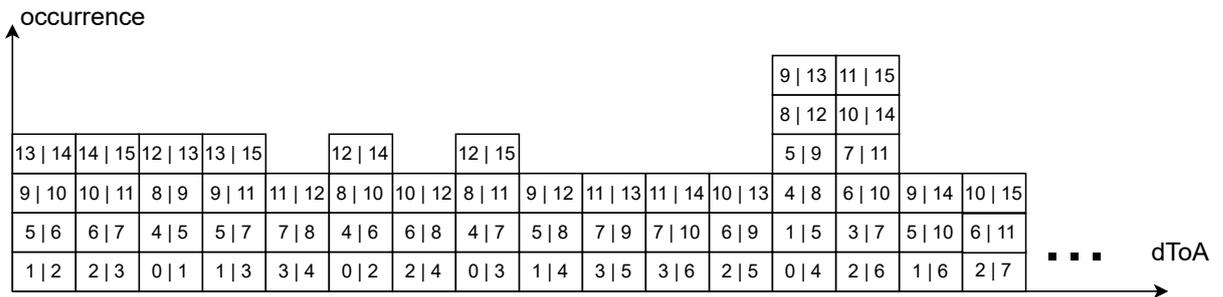
L'Algorithme 5 regroupe les chaînes d'identifiants de PDW selon les critères du Tab. 3.1. Ainsi, pour que deux chaînes soient regroupées, elles doivent :

- avoir la même PRI
- contenir au moins un PDW répondant aux critères énumérés dans le Tab. 3.1

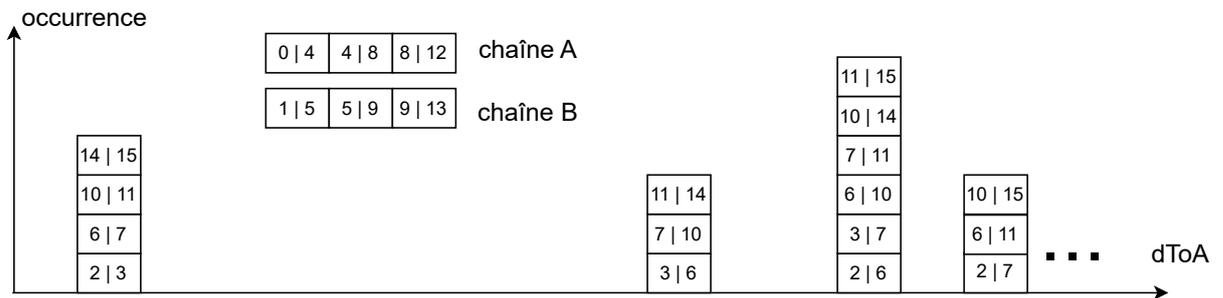
Les PDW contenus dans les chaînes agrégées forment des groupes de PDW. La Fig. 3.4e donne les chaînes d'identifiants de PDW reconstruites. Ces chaînes correspondent aux signatures des radars détectés.



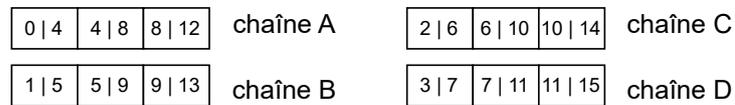
(a) La séquence de signaux à désentrelacer



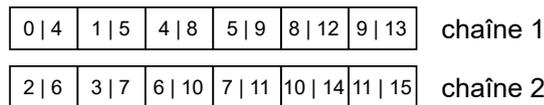
(b) L'histogramme de dToA



(c) L'histogramme de dToA après une itération de l'Algorithme 4



(d) Les chaînes d'identifiants de PDW agrégés



(e) Les chaînes d'identifiants de PDW reconstruites

Fig. 3.4 : Description schématique de la reconstruction des trains d'impulsions

IV Simulations et résultats

Comme évoqué dans les sections précédentes, le défi du désentrelacement des signaux consiste principalement à regrouper des éléments qui présentent des caractéristiques similaires. Nous abordons cette tâche comme un problème de clustering, une technique relevant de l'apprentissage non supervisé. Dans cette section, nous exposons, dans un premier temps, différentes métriques mesurant les performances des algorithmes d'apprentissage non supervisée. Dans un second temps, nous nous pencherons sur les simulations et les résultats relatifs à la reconstruction des signatures avec DBFCAN puis à l'identification des radars avec DBFCAN-HD (IV.2 et IV.3, respectivement).

IV.1 Métriques d'évaluations

Les métriques évaluant la qualité d'un clustering peuvent être répertoriées en deux catégories : les évaluations internes et les évaluations externes [131].

Les évaluations internes sont réalisées en utilisant uniquement les données, sans référence à des informations externes ou étiquettes de classe connues. Elles visent à mesurer la qualité des clusters en se basant sur des statistiques, principalement la variance intra-cluster et la variance inter-cluster, calculées une fois les clusters construits [132]. Ces variances mesurent la similarité des données au sein des clusters et la dissimilarité entre les données de clusters différents. Les évaluations internes classiques, pour du clustering, sont par exemple :

- l'indice de Davies-Bouldin qui mesure la similarité entre les clusters [133]-[135]
- l'indice de Calinski-Harabasz qui calcule le rapport entre la variance inter-cluster et la variance intra-cluster [136]-[138]
- l'indice de silhouette qui utilise la distance moyenne entre les éléments d'un cluster et celle du cluster le plus proche [139]-[141]

Cependant, comme nous l'avons vu dans le Chapitre 1, les radars à CI émettent des impulsions avec des paramètres primaires distincts. De fait, les clusters construits pour regrouper les impulsions émises par un radar, contiendront des éléments avec des différences statistiques significatives. Par conséquent, le calcul des variances intra-cluster et inter-cluster n'est pas pertinent.

Les évaluations externes comparent les clusters générés par un algorithme de clustering avec des étiquettes ou labels de classes réelles ou encore des informations externes connues. L'objectif est de mesurer à quel point les clusters correspondent aux regroupements réels, aussi appelés classes [131], [132]. Elles permettent, ainsi, de mesurer la précision, la fidélité et la qualité des clusters par rapport à ces classes. Cependant, elles sont uniquement

applicables lorsque les étiquettes ou labels de classes sont disponibles [142]. Les évaluations externes classiques, pour du clustering, sont l'homogénéité ou *homogeneity*, l'exhaustivité ou *completeness* [97], [143] et l'information mutuelle normalisée (NMI) ou V-mesure qui est une combinaison des deux premières [144], [145]. Comme nous cherchons à évaluer des approches de désentrelacement de signaux radars dans le cadre de simulations, nous nous appuierons sur ces trois mesures, que nous détaillons ci-dessous.

IV.1.1 L'homogénéité

L'homogénéité indique dans quelle mesure les éléments d'un même cluster partagent des caractéristiques communes ou appartiennent à la même classe. Dès lors, une solution de clustering est dite homogène si tous ses clusters contiennent uniquement des données appartenant à une seule et même classe. Elle évalue entre 0 et 1, ou en pourcentage, la pureté des clusters construits. Par conséquent, une homogénéité proche de 1 signifie que les clusters construits sont composés principalement de données provenant de la même classe. En revanche, une homogénéité proche de 0 indique que les clusters construits sont un mélange de différentes classes, ce qui suggère que l'algorithme de clustering n'a pas réussi à séparer efficacement les données selon leurs étiquettes de classe. L'homogénéité est définie telle que :

$$H = 1 - \frac{H(C | K)}{H(C)} \quad (3.2)$$

avec :

- $H(C | K)$: l'entropie conditionnelle de la classe C sachant le regroupement K.
- $H(C)$: l'entropie de la classe C.

où :

$$H(C) = - \sum_{i=1}^N \frac{n_{c_i}}{n} \cdot \log \left(\frac{n_{c_i}}{n} \right) \quad (3.3)$$

$$H(C | K) = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \frac{n_{c_i, k_j}}{n} \cdot \log \left(\frac{n_{c_i, k_j}}{n_{k_j}} \right) \quad (3.4)$$

avec :

- N : le nombre total de classes C
- M : le nombre total de clusters K
- n : le nombre total d'échantillons
- n_{c_i} : le nombre d'éléments de la classe C_i
- n_{k_j} : le nombre d'éléments du cluster K_j
- n_{c_i, k_j} : le nombre d'échantillons de la classe C_i attribués au cluster K_j

IV.1.2 L'exhaustivité

L'exhaustivité indique dans quelle mesure les éléments d'une même classe sont répartis dans le même cluster. Dès lors, une solution de clustering est dite exhaustive si tous les éléments d'une classe sont regroupés dans le même cluster. Elle évalue entre 0 et 1 ou en pourcentage la répartition des différentes classes dans les clusters construits. Par conséquent, une exhaustivité proche de 1 signifie que tous les éléments d'une même classe sont regroupés dans un seul cluster, sans dispersion. En revanche, une exhaustivité proche de 0 indique que les éléments des classes sont éparpillés dans des clusters différents. L'exhaustivité est définie telle que :

$$c = 1 - \frac{H(K | C)}{H(K)} \quad (3.5)$$

avec

- $H(K | C)$: l'entropie conditionnelle du regroupement, ou cluster, K sachant la classe C.
- $H(K)$: l'entropie du cluster K.

où :

$$H(K) = - \sum_{j=1}^M \frac{n_{k_j}}{n} \cdot \log \left(\frac{n_{k_j}}{n} \right) \quad (3.6)$$

$$H(K | C) = - \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \frac{n_{k_j, c_i}}{n} \cdot \log \left(\frac{n_{k_j, c_i}}{n_{c_i}} \right) \quad (3.7)$$

avec :

- N : le nombre total de classes C
- M : le nombre total de clusters K
- n : le nombre total d'échantillons
- n_{k_j} : le nombre d'éléments du cluster K_j
- n_{c_i} : le nombre d'éléments de la classe C_i
- n_{k_j, c_i} : le nombre d'échantillons du cluster K_j attribués à la classe C_i

IV.1.3 Information Mutuelle Normalisée (NMI) ou V-mesure

La NMI aussi appelée la V-mesure est la moyenne harmonique entre l'homogénéité et l'exhaustivité. Elle est définie telle que :

$$NMI = 2 \cdot \frac{h \cdot c}{h + c} \quad (3.8)$$

avec :

- h l'homogénéité
- c l'exhaustivité

Elle varie de 0 à 1 et mesure la qualité du clustering. Une valeur proche de 1 indique un clustering de haute qualité, où à la fois l'homogénéité et l'exhaustivité sont maximisées. Aussi, si le clustering ne satisfait pas une des deux mesures, elle sera égale à zéro. La NMI est donc particulièrement utile, car elle combine les deux aspects du clustering en une seule métrique. Ainsi, elle fournit une évaluation globale et équilibrée de la performance de l'algorithme de clustering.

IV.1.4 Exemples de calcul d'homogénéité, d'exhaustivité et de NMI

Idéalement, une bonne solution de clustering présente des valeurs élevées à la fois pour l'homogénéité et l'exhaustivité. En effet, cela indique que les clusters sont à la fois homogènes et complets. La Fig. 3.5 présente quelques exemples de calcul d'homogénéité et d'exhaustivité. La Fig. 3.5a présente les éléments des différentes classes C . Les Fig. 3.5b et 3.5c présentent des cas critiques où, respectivement, l'homogénéité vaut 1 et l'exhaustivité vaut 0, et où l'homogénéité vaut 0 et l'exhaustivité vaut 1. En effet, un score élevé d'homogénéité n'implique pas nécessairement une exhaustivité élevée et inversement. Enfin, la Fig. 3.5d présente un cas général où l'exhaustivité vaut 37% et l'homogénéité vaut 45%. Dans ce cas là, l'algorithme de clustering n'est pas efficace.

IV.1.5 Bilan sur les métriques d'évaluation

Les métriques d'évaluation d'algorithmes jouent un rôle essentiel dans l'analyse de données non supervisée. Elles permettent de mesurer la qualité d'un clustering. Ces métriques fournissent des indications précieuses sur la cohérence et la pertinence des clusters. L'homogénéité, l'exhaustivité et la NMI sont des métriques donnant une évaluation compréhensible des algorithmes de clustering. Leur utilisation conjointe offre un équilibre entre la pureté des clusters et la capacité à regrouper de manière exhaustive les éléments de chaque classe. Toutefois, il s'agit d'évaluations externes nécessitant de connaître les labels de chaque élément. Ces mesures sont donc suffisantes pour des simulations. La prochaine section expose notre méthode de clustering pour désentrelacer les signaux radar, ainsi qu'une comparaison avec d'autres techniques de désentrelacement par clustering.

IV.2 Simulations réalisées pour le désentrelacement des signaux radars

La modélisation de signaux à désentrelacer, présentée dans le Chapitre 2, est utilisée comme base pour nos simulations. Ces dernières sont effectuées à l'aide de Python dans un environnement Google Colab [146]. Elles ont été réalisées sur une fenêtre temporelle de 1s. Cette durée garantie d'avoir un passage du lobe principal de tous les radars autour du

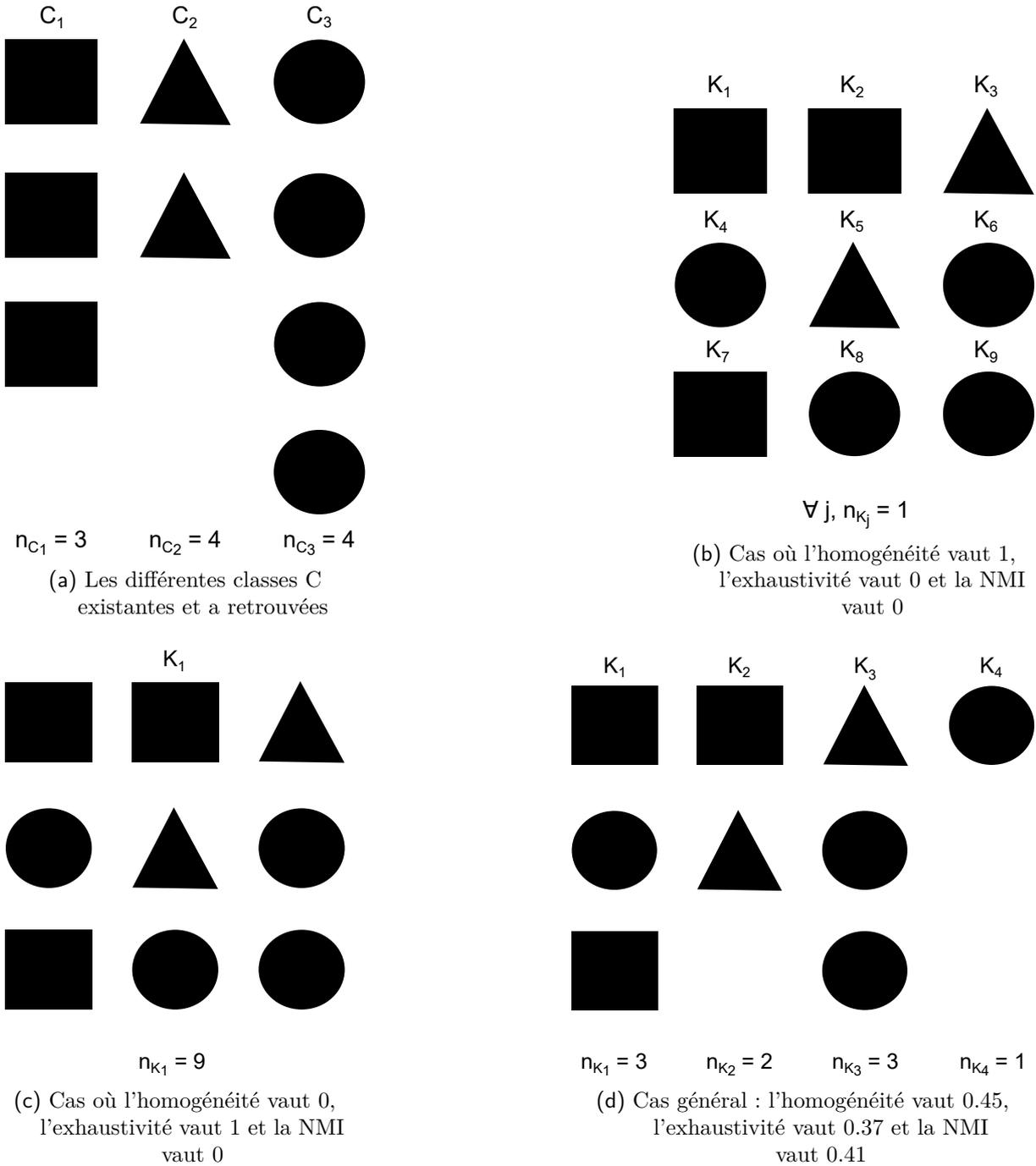


Fig. 3.5 : Exemples schématiques de clustering

Racon. Notre base de données contient 90 radars, dont certains ont exactement les mêmes caractéristiques. Les radars sont soit des radars à impulsion, soit des radars FMCW, soit des radars à CI. Des simulations avec 2 à 90 radars sont effectuées et chaque configuration est simulée 100 fois. Notre approche, DBFCAN, est comparée à la configuration de DBSCAN avec différentes valeurs de ϵ et à HDBSCAN. Le Tab. 3.2 répertorie l'intervalle des valeurs prises par chaque paramètre primaire ainsi que leur niveau de bruit de mesures respectif.

	radar impulsions	radar CI	radar FMCW
G	66 dBm à 74 dBm	46 dBm à 58 dBm	20 dBm - 25 dBm
distance du Racon	1000 m - 20 000 m	1000 m - 20 000 m	1000 m - 20 000 m
σ_G	1.5 dBm	1.5 dBm	1.5 dBm
ϵ_G	4.5 dBm	4.5 dBm	4.5 dBm

 (a) Le bruit de mesure b_{m_G} suit une loi gaussienne $\mathcal{N}(0, \sigma_G)$

	radar impulsions	radar CI	radar FMCW
LI	0.08 μ s à 1.2 μ s	0.04 μ s à 64 μ s	1000 μ s à 1300 μ s
σ_{LI}	0.07 μ s	0.07 μ s	0.07 μ s
ϵ_{LI}	0.21 μ s	0.21 μ s	0.21 μ s

 (b) Le bruit de mesure $b_{m_{LI}}$ suit une loi gaussienne $\mathcal{N}(0, \sigma_{LI})$

	radar impulsions	radar CI	radar FMCW
f	9.3 à 9.5 GHz	9.3 à 9.5 GHz	9.3 à 9.5 GHz
σ_f	0.003 GHz	0.003 GHz	0.003 GHz
ϵ_f	0.01 GHz	0.01 GHz	0.01 GHz

 (c) Le bruit de mesure b_{m_f} suit une loi gaussienne $\mathcal{N}(0, \sigma_f)$
Tab. 3.2 : Niveau de bruits et $\epsilon_{features}$ pour chaque paramètres primaires

Les valeurs $\epsilon_{features}$ respectifs à chaque paramètres primaires utilisés dans DBFCAN sont aussi renseignés dans le Tab. 3.2. Elles sont paramétrées pour être supérieures à trois fois leur bruit de mesure respectif. Ainsi, malgré le bruit de mesure du Racon, 99% des valeurs mesurées resteront sous le seuil $\epsilon_{features}$ [147]. Enfin, une normalisation a été effectuée sur les PDW en entrée des algorithmes DBSCAN classiques et HDBSCAN. En effet, cette opération est nécessaire à cause des variations d'échelles entre les caractéristiques qui donnent une importance disproportionnée par rapport à celles avec des valeurs plus élevées.

Dans cette sous-section, nous présentons d'abord la gestion de la problématique des signaux parasites. Ensuite, nous évaluons les performances de différents algorithmes de clustering sur une fenêtre temporelle fixe. Puis, nous exposons un cas particulier pour avoir une interprétation plus fine des performances des algorithmes selon la technologie de radar clusterisé. Enfin, nous discuterons des résultats obtenus et conclurons la section.

IV.2.1 Gestion des signaux parasites

Le fonctionnement des Racons peut être perturbé par des signaux parasites : des bruits internes, des signaux non-exploitable, etc. Afin de polluer le moins possible l’environnement électromagnétique et d’optimiser leurs réponses, les Racons doivent être en mesure de distinguer les signaux des radars des signaux perturbateurs.

Les signaux parasites ont la particularité d’être variableq et non-redondants contrairement aux signaux radars (Chapitre 1). À cet égard, les méthodes basées sur la densité telles que DBSCAN, HDBSCAN ou même notre approche DBFCAN sont idéales pour réaliser la distinction entre ces deux types de signaux. En effet, elles identifient des groupes de points densément peuplés comme des clusters, tout en isolant les points moins densément distribués en tant que bruits.

Dans notre application, pour qu’un groupe de PDW soit dense, ceux-ci doivent apparaître régulièrement dans la fenêtre d’acquisition avec des caractéristiques similaires. Or, cette propriété est typique des signaux radars. Ainsi, une fois les données acquises, les PDW de radars seront assimilés à des clusters alors que ceux de parasites seront assimilés à du bruit et ne seront donc pas traités.

Toutefois, certaines mesures du Racon peuvent être simplement erronées et être assimilées à des parasites. Avec des algorithmes de clustering basé sur la densité, ces mesures seront identifiées comme du bruit. Ces erreurs de mesures conduisent au mitage des données et complexifient l’identification des émetteurs.

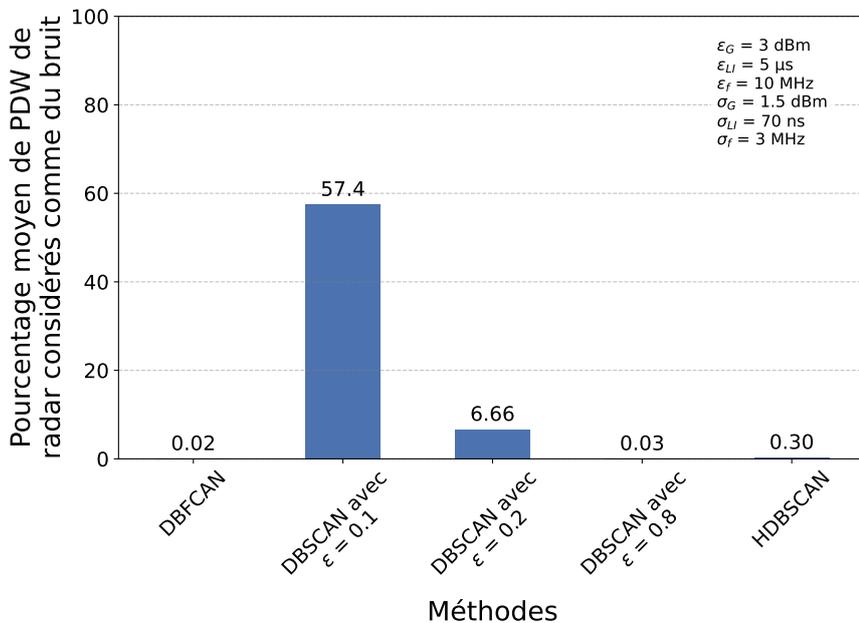


Fig. 3.6 : Histogramme du pourcentage de PDW de radar considéré comme du bruit

La Fig. 3.6 donne le pourcentage moyen de PDW d'intérêt, c'est-à-dire provenant de radars, assimilés à du bruit pour différents algorithmes de clustering. Cet histogramme est le résultat de 1000 simulations où 5 radars de technologies différentes de notre base de données émettent en direction du Racon et où aucun signal parasite n'a été généré. Les algorithmes DBSCAN avec un ϵ faible vont rejeter davantage de PDW d'intérêt que les autres, car pour eux ceux-ci doivent être extrêmement proches pour être placés au sein d'un même cluster. En revanche, DBFCAN, HDBSCAN et DBSCAN avec un ϵ de 0.8 rejettent peu de PDW d'intérêt. En effet, le bruit de mesure des signaux simulés est suffisamment faible pour que très peu de mesures des paramètres primaires des PDW soient aberrantes. Néanmoins, d'autres simulations pourraient être réalisées avec du bruit de mesure plus élevé.

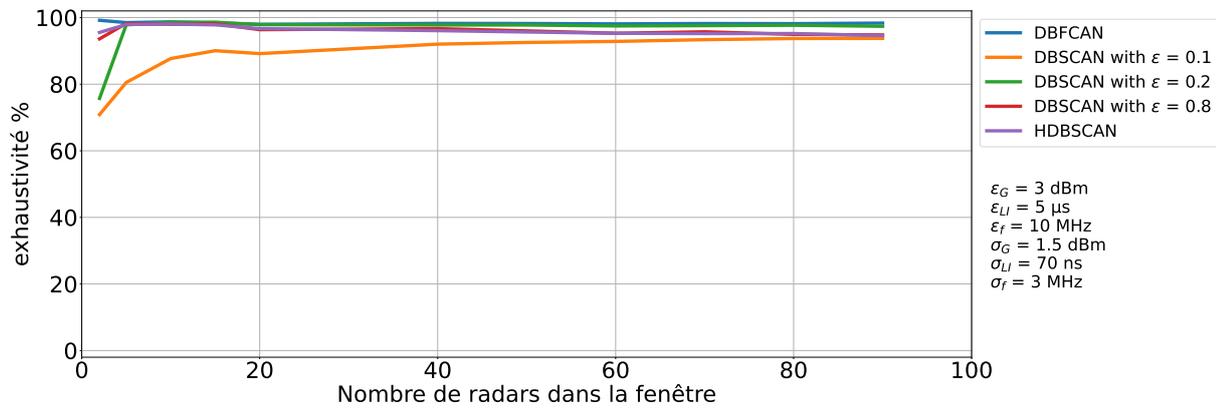
De fait, la qualité des mesures du Racon est donc primordiale. Cependant, dans ce manuscrit nous nous sommes concentrés sur le traitement des données.

IV.2.2 Évaluation sur une fenêtre temporelle fixe

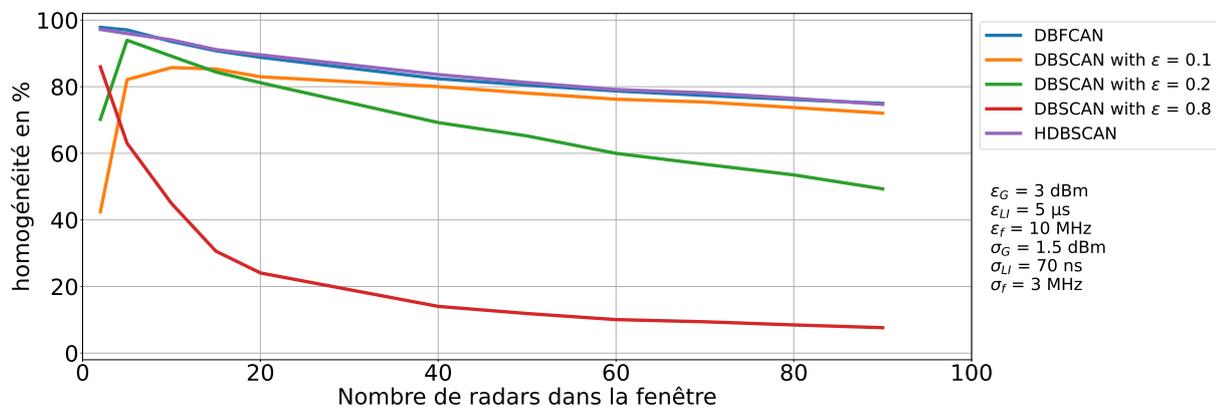
Dans cette sous-section, nous détaillons les résultats généraux issus des simulations. La Fig. 3.7 présente les performances des algorithmes étudiés sur nos différentes simulations. La Fig. 3.7a, la Fig. 3.7b et la Fig. 3.7c présentent, respectivement, les résultats en termes d'exhaustivité, d'homogénéité et de NMI.

Comme le montre la Fig. 3.7a, la plupart des algorithmes ont une exhaustivité supérieure à 80% peu importe la quantité de radars dans la fenêtre d'acquisition. L'algorithme DBSCAN avec une valeur de ϵ de 0.1 est celui qui a l'exhaustivité la plus faible car il crée des clusters avec moins de PDW. Toutefois, il crée des clusters plus homogènes que les autres algorithmes DBSCAN classiques qui ont des valeurs de ϵ plus élevées. L'algorithme HDBSCAN a une bien meilleure homogénéité que les algorithmes DBSCAN classiques. En effet, il optimise ces paramètres à chaque simulation. Son homogénéité est équivalente à celle de notre approche. En revanche, HDBSCAN a une exhaustivité inférieure à DBFCAN. Ainsi, de manière générale, notre approche a une meilleure exhaustivité et homogénéité par rapport aux autres algorithmes évalués.

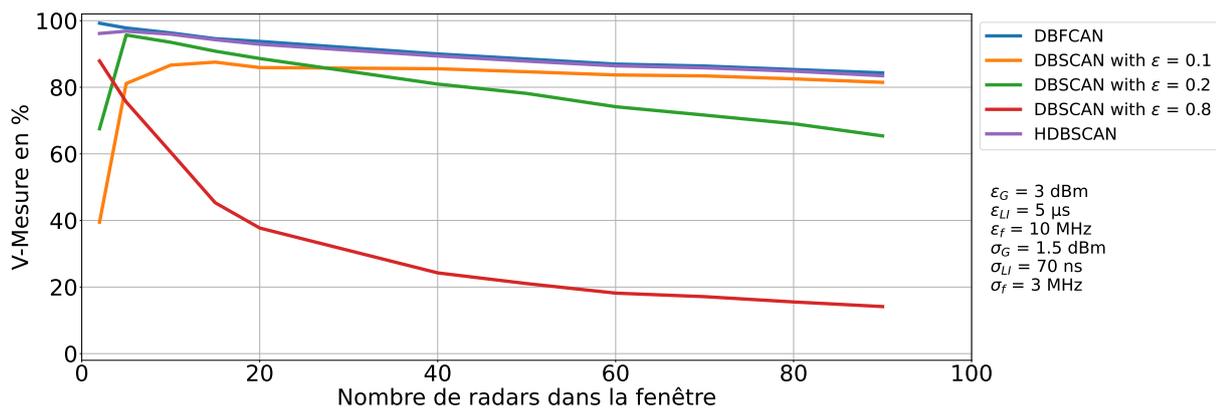
En outre, l'homogénéité décroît avec le nombre de radars car il y a de plus en plus de radars avec des paramètres primaires identiques. Or, comme les algorithmes de clustering séparent les PDW sur ces paramètres, il est impossible pour eux de les distinguer. L'exhaustivité reste constante, car tous les PDW de radars avec les mêmes paramètres primaires sont classés dans le même cluster. Enfin la NMI suit la même décroissance que l'homogénéité. Cependant, les bons résultats en termes d'exhaustivité pondèrent cette décroissance.



(a) Évaluation de l'exhaustivité



(b) Évaluation de l'homogénéité



(c) Évaluation de la NMI

Fig. 3.7 : Évaluation de l'exhaustivité (a), de l'homogénéité (b) et la NMI (c) pour divers algorithmes de clustering avec des radars tous différents, sur une fenêtre d'acquisition de 1 s

IV.2.3 Présentation d'un cas particulier

Ici, nous présentons un cas particulier pour illustrer les conclusions de la sous-section précédente. Dans cet exemple, cinq radars émettent en direction du Racon. Parmi eux, un est un radar à impulsions, deux sont des radars à CI ayant les mêmes paramètres primaires et deux sont des radars FMCW avec des paramètres primaires différents. La Fig. 3.8a place dans le plan ($puissance\ du\ signal(G), f_f$) les PDW émis par ces radars. Les Fig. 3.8b, 3.8c et 3.8d présentent, dans ce même plan, les clusters réalisés respectivement par les algorithmes HDBSCAN, DBFCAN et DBSCAN avec un ϵ de 0.1.

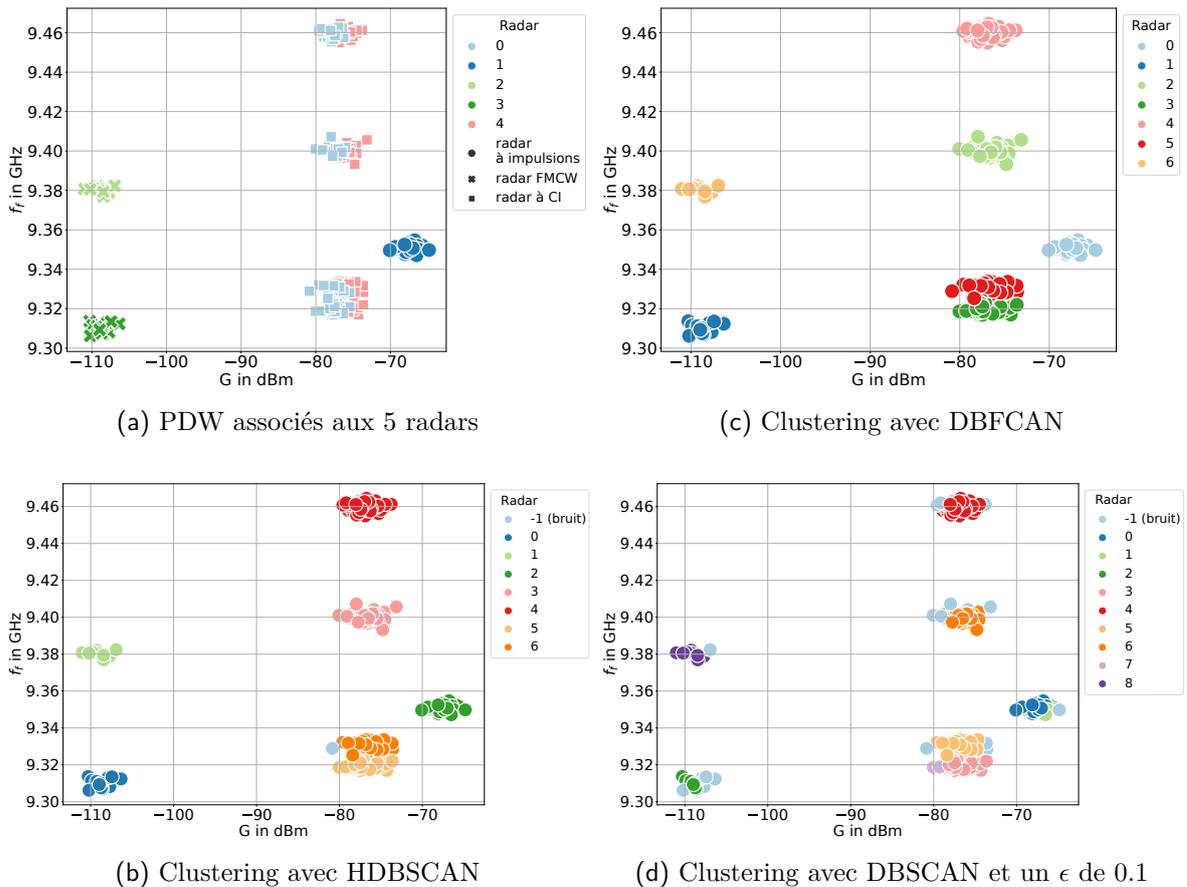


Fig. 3.8 : Clustering des PDW associés aux impulsions émises par 5 radars dans une fenêtre de 1 seconde dans le plan (G, f_f)

Les matrices de confusion de la Fig. 3.9 présentent la répartition des PDW associés à chaque radar dans les différents clusters créés. Nous pouvons voir que les algorithmes testés prédisent la présence de davantage d'émetteurs qu'il n'y en a réellement :

- HDBSCAN crée huit clusters, dont un de bruit (noté -1 dans la Fig. 3.8b), c'est-à-dire de PDW qu'il n'a pas réussi à classer
- DBFCAN crée sept clusters

- DBSCAN avec un ϵ de 0.1 crée neuf clusters, dont un de bruits (noté -1 dans la Fig. 3.8d), c'est-à-dire de PDW qu'il n'a pas réussi à classer

Ces différences sont dues à la présence, dans le voisinage du Racon, des radars 0 et 4 : des radars à CI. En effet, comme nous l'avons vu dans le Chapitre 1, les paramètres primaires des impulsions émises par un radar à CI sont trop différents pour être regroupés dans un unique clusters construits sur la densité. En revanche, comme les deux radars à CI émettent quatre impulsions identiques, celles-ci se retrouvent dans les quatre mêmes clusters. En effet, il n'est pas possible de différencier deux impulsions avec des caractéristiques similaires provenant de radars différents uniquement à l'aide de l'analyse des paramètres primaires.

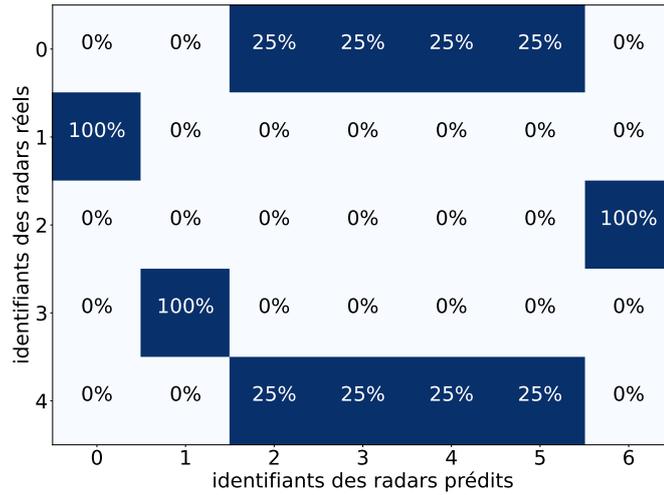
Toutefois, DBFCAN et HDBSCAN arrivent à créer des clusters à la fois homogènes et exhaustifs lorsqu'ils traitent des impulsions provenant de radars FMCW ou à impulsions pour peu que des radars avec des caractéristiques identiques.

IV.2.4 Discussions

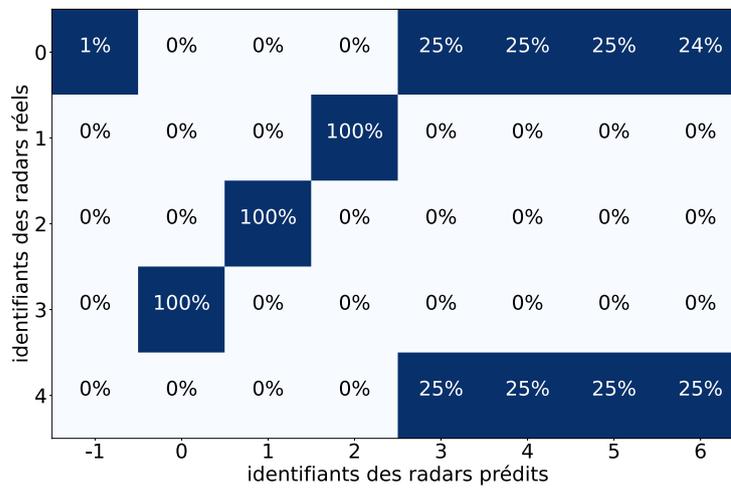
L'approche développée pour désentrelacer les signaux radars doit satisfaire les critères suivants :

- O_1 : Répondre à tous les radars quelle que soit la densité de radar autour du Racon
 DBFCAN et HDBSCAN distinguent de manière autonome les PDW ayant des caractéristiques différentes. Les baisses de performances avec l'augmentation du nombre de radars ne sont pas liées à la densité de radars mais à la présence de plus en plus de radars avec des paramètres primaires identiques. Ces deux algorithmes sont capables de désentrelacer les signaux de radars lorsqu'un grand nombre de radars émettent des signaux en direction du Racon.
- O_2 : Répondre à tous les radars quelle que soit leur technologie

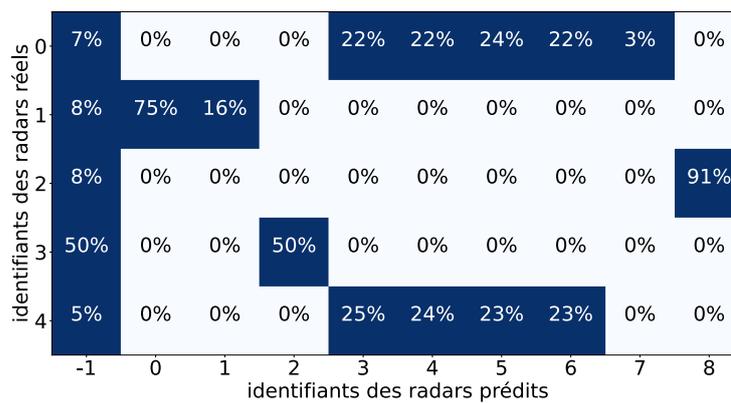
L'approche actuelle est limitée dans sa capacité à reconstruire la signature de chaque technologie radar. Par exemple, alors que les radars à impulsions ont des signatures avec un seul type de paramètre primaire, les radars à CI et les radars FMCW font varier les paramètres primaires des impulsions émises selon la zone à observer ou pour éviter les échos fantômes. Par conséquent, les clusters créés ne contiennent que des PDW d'un seul type d'impulsions. Cela signifie que les PDW d'un radar conventionnel seront groupés dans un seul cluster, alors que les PDW d'un radar à CI ou FMCW seront groupés dans différents clusters. Pour reconstruire les signatures des radars à CI et des radars FMCW et ainsi leur répondre complètement, une étude supplémentaire est nécessaire.



(a) Matrice de confusion du clustering avec DBSCAN



(b) Matrice de confusion du clustering avec HDBSCAN



(c) Matrices de confusion du clustering avec DBSCAN et ϵ valant 0.1

Fig. 3.9 : Matrice de confusion d'un scénario à 5 radars (250 impulsions ont été détectées au total)

- **O₃** : Séparer les signaux des lobes secondaires des signaux de lobes principaux

Dans les simulations présentées, seuls les lobes principaux ont été simulés pour évaluer la capacité des algorithmes à construire des clusters de signaux homogènes et exhaustifs. De fait, DBFCAN va traiter les signaux de lobes secondaires comme des lobes principaux. Aussi, à ce stade, il n'est pas prudent de filtrer les PDW. En effet, les radars à CI émettent des impulsions très courtes similaires à celles des radars à impulsions afin d'observer les distances proches (de l'ordre de quelques km). Or, comme les signaux de lobes principaux des radar à CI ont des puissances similaires à ceux des lobes secondaires de radars à impulsions, le risque de confondre les uns avec les autres est élevé. En conséquence, DBFCAN n'est pas suffisant pour traiter les lobes secondaires de manière fiable.

- **O₄** : Respecter les principes de l'IAX

Notre approche et l'algorithme HDBSCAN ont sensiblement les mêmes performances en termes d'homogénéité et d'exhaustivité. Cependant, là où notre approche propose de former des clusters selon des seuils réglés en avance pour chaque paramètre mesurer, HDBSCAN règle ses paramètres pour former les clusters sans supervision et selon le jeu de données. Dans ces conditions, l'algorithme HDBSCAN ne répond pas aux critères de l'IAX.

- **O₅** : Garantir que le Racon est capable de fonctionner efficacement face aux évolutions futures des radars

Notre approche distingue les PDW associés aux différentes impulsions grâce aux paramètres primaires. Comme il s'agit de caractéristiques générales, il sera toujours possible de décrire les radars maritimes de cette manière, tant qu'ils émettront des impulsions.

En ce qui concerne les radars ayant des paramètres primaires identiques, il peut être intéressant d'effectuer une étude sur le ToA. Dans le cas particulier présenté précédemment et rappelé dans la Fig. 3.10, il n'était pas possible de distinguer les radars 0 et 4, car ces radars ont les mêmes paramètres primaires (Fig. 3.10a). Néanmoins, en tenant compte la ToA comme dans la Fig. 3.10b, une distinction peut être faite. En effet, comme évoqué dans le Tab. 2.1, les signaux émis par un radar sont détectés pendant une durée d'au plus 25 ms. Aussi, nous avons montré qu'il était peu probable que les lobes principaux de deux radars éclairent en même temps le Racon (Tab. 2.3). Ainsi, en ajoutant une dimension temporelle à DBFCAN, il serait possible de désentrelacer les radars de mêmes paramètres primaires.

Par ailleurs, les algorithmes de clustering s'appuyant sur la densité sont pertinents pour filtrer les éventuels signaux parasites. Toutefois, le paramètre de distance ϵ doit être choisi minutieusement afin de rejeter un minimum de signaux d'intérêt.

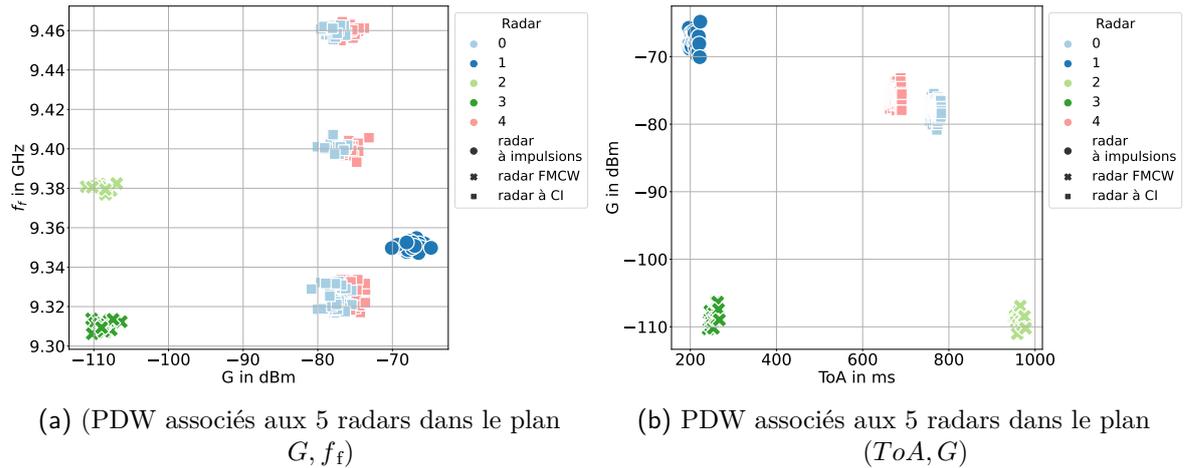


Fig. 3.10 : PDW détectés dans le cas particulier détaillé précédemment

IV.2.5 Bilan sur le désentrelacement des signaux radars par clustering

Dans cette section, nous avons présenté une approche de clustering basée sur l'algorithme DBFCAN, conçue pour le désentrelacement des signaux radar. Cette méthode permet de regrouper efficacement les signaux émis par les radars dans des clusters, tout en maintenant une exhaustivité supérieure à 90%, quelle que soit la densité de radars. Cependant, elle présente des limitations concernant la distinction des signaux de radars partageant des paramètres primaires identiques, ce qui entraîne une moins bonne homogénéité. Néanmoins, DBFCAN demeure plus performant que d'autres algorithmes de clustering, tout en respectant les principes de l'IAX. De plus, il nécessite un réglage unique de ses paramètres en fonction de la précision des mesures des Racons. Ces paramètres ne varient pas selon les données à traiter. Toutefois, en plus de la difficulté à distinguer les radars partageant les mêmes paramètres primaires, DBFCAN ne parvient pas à reconstruire les trains d'impulsions des radars à CI et à proposer un traitement efficace pour supprimer les lobes secondaires. Ces problématiques seront abordées en détail dans la section suivante.

IV.3 Simulations réalisées pour la reconstruction des signatures et l'identification des radars

Deux catégories de simulation ont été réalisées à l'aide de Python dans un environnement Google Colab [146]. La première mesure les performances de DBFCAN-HD sur une fenêtre temporelle de 1 s. Nous avons simulé un millier de scénarios. Dans chaque scénario, cinq radars émettent en direction du Racon au moins une fois durant la durée de la fenêtre. Parmi ces cinq radars, au moins deux ont des paramètres primaires identiques. DBFCAN-HD doit donc être capable de reconstruire, de manière non supervisée,

les séquences d’impulsions émises par ces cinq radars qu’ils aient des PRI fixes ou *stagger*.

Le deuxième type de simulation vise à évaluer l’influence de la longueur de la fenêtre d’acquisition. Ainsi, des fenêtres d’acquisition de 20 ms à 1.5 s ont été étudiées. L’environnement du Racon étant considéré comme dense dès qu’il y a une dizaine de radars autour de lui, l’influence des fenêtres d’acquisition a été évaluée lorsque le Racon est entouré à 2, 5, 10, ou 20 radars. Ces radars ont des PRI fixes ou *stagger* et peuvent avoir les mêmes paramètres primaires. Comme les navires se déplacent lentement, le Racon est sollicité en permanence pendant quelques heures. Ainsi, comme son environnement change lentement (en moins d’une heure), le Racon a du temps pour le caractériser en reconstruisant les signatures des radars l’avoisinant.

Enfin, la complexité de calcul de DBFCAN-HD est évaluée par le rapport en % entre le temps d’exécution et le temps d’acquisition c_t comme présenté dans l’équation (3.9).

$$c_t = 100 \cdot \frac{\text{Temps d'exécution de l'algorithme}}{\text{Temps d'acquisition}} \quad (3.9)$$

IV.3.1 Évaluation sur une fenêtre fixe avec un nombre de radars fixe

DBFCAN-HD, présenté dans la section III, est d’abord comparé à une méthode présentée dans [89] pour un temps d’acquisition de 1 s, avec 5 radars. Cette méthode est un algorithme BNP pouvant être implémentée avec la bibliothèque Scikit-learn [148]. Les paramètres ont été initialisés avec les mêmes valeurs que celles spécifiées dans [89], dont le nombre de clusters à retrouver.

Les résultats sont obtenus suite à 1000 simulations comme présentées dans la section précédente. Les deux approches donnent des résultats au-delà de 90% pour les trois critères d’évaluation comme l’indiquent les Tab. 3.3. Toutefois, DBFCAN-HD se démarque de l’algorithme BNP par des résultats supérieurs et surtout par sa robustesse. En effet, les écarts-types des mesures de DBFCAN-HD sont de 0.06%, 5% et 3% respectivement pour l’homogénéité, l’exhaustivité et la NMI contre 9%, 9% et 8% pour l’algorithme BNP.

Dans certains scénarios, les erreurs de mesure peuvent dépasser les critères d’agrégation des chaînes PDW : les chaînes PDW ne seront pas agrégées. Ces critères doivent être plus souples pour agréger les PRI *stagger*. Un écart-type plus faible dans le score d’exhaustivité garantira l’obtention de signatures radar complètes. Dans notre application, nous tolérons une exhaustivité faible tant que l’homogénéité reste élevée. En effet, s’il n’y a pas d’ambiguïté entre les radars, le Racon répondra à chaque cluster créé ; aucun radar ne sera laissé de côté.

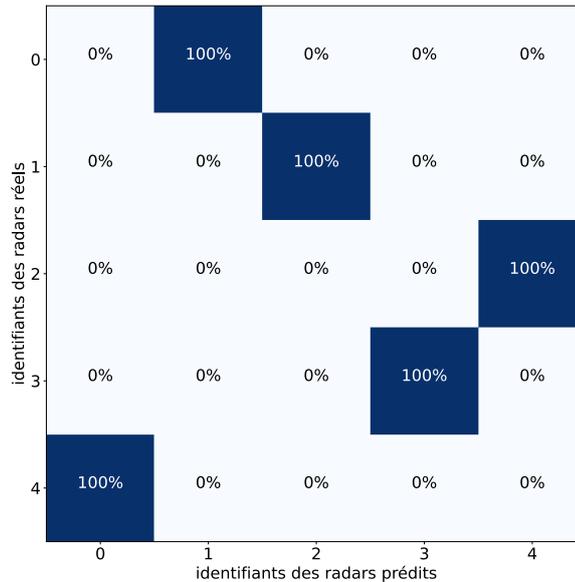
Enfin, DBFCAN-HD a été appliqué sur l’exemple présenté dans la section IV.2.3. La Fig. 3.11 est la matrice de confusion obtenue. DBFCAN-HD a réussi à reconstruire les signatures des radars et associer tous les PDW au bon radar.

	Homogénéité	Exhaustivité	NMI
moy	99%	98%	99%
std	0.06%	5%	3%

(a) Résultats de DBFCAN-HD

	Homogénéité	Exhaustivité	NMI
moy	93%	94%	93%
std	9%	9%	8%

(b) Résultats d'un algorithme BNP [89]

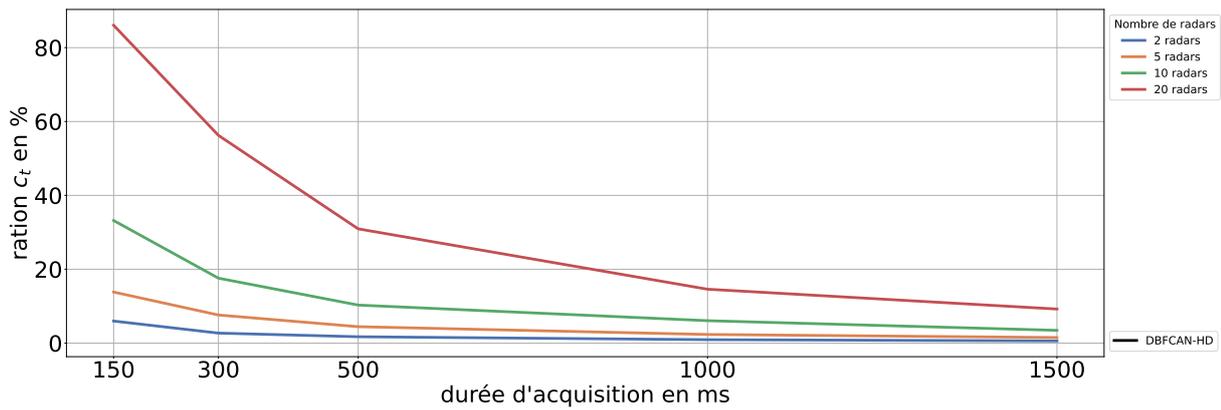
Tab. 3.3 : Résultats en termes d'homogénéité, d'exhaustivité et de NMI**Fig. 3.11** : Matrice de confusion du clustering avec DBFCAN-HD

IV.3.2 Impact de la fenêtre temporelle

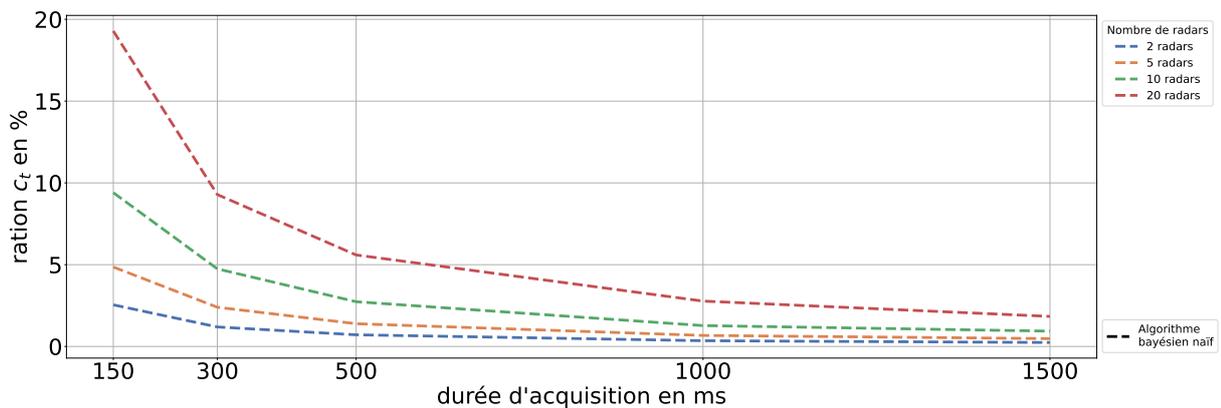
Nous avons évalué l'influence de la durée de la fenêtre d'acquisition sur les performances de DBFCAN-HD en faisant varier le nombre de radars. Chaque duo (durée de fenêtre d'acquisition, nombre de radars) a été simulé 100 fois. La Fig. 3.13 montre l'évolution de l'homogénéité (Fig. 3.13a), de l'exhaustivité (Fig. 3.13b) et de la NMI (Fig. 3.13c) en fonction de la durée de la fenêtre d'acquisition. Quel que soit le nombre de radars ou la longueur de la fenêtre d'acquisition, notre approche donne une homogénéité stable autour de 99%. Il en va de même pour l'exhaustivité et la NMI qui restent au-delà de 95% quel que soit le nombre de radars et la durée d'acquisition. Ainsi, notre approche n'est ni sensible à la durée d'acquisition, ni au nombre de radars. De plus, elle donne de bien meilleurs résultats que l'algorithme BNP qui crée des clusters homogènes mais non-exhaustifs lorsqu'il y a moins de 10 radars et des clusters exhaustifs mais non-homogènes lorsqu'il y a plus de 10 radars. Enfin, l'algorithme BNP a une exhaustivité bien inférieure lorsqu'il y a peu de radars car, à cause de ces paramètres d'initialisations, il cherche à construire 10 clusters. Enfin, plus la durée d'acquisition est longue, plus cet algorithme a une meilleure NMI.

Par ailleurs, comme le montre la Fig. 3.12, une durée d’acquisition plus longue permet de réduire le ratio c_t . En effet, ce ratio décroît rapidement avec la durée d’acquisition. Par conséquent, une durée d’acquisition supérieure à la seconde semble plus adaptée à notre cas d’utilisation.

De plus, comme le montrent les Fig. 3.12a et 3.12b, pour un même nombre de radars, notre approche met beaucoup plus de temps à s’exécuter que l’algorithme BNP. En effet, l’algorithme BNP utilisée est issue d’une bibliothèque Python tirant parti de tous les avantages du langage de programmation ce qui n’est pas le cas de DBFCAN-HD. Aussi, notre solution n’est pas optimisée car elle effectue encore de nombreux calculs non-nécessaires. Par exemple, lors de la construction de l’histogramme de dToA, il n’est pas nécessaire de calculer toutes les dToA. Par conséquent, comme le montre la Fig. 3.12b, le ratio c_t est au minimum de l’ordre de 10% pour une fenêtre d’acquisition de 1.5 s avec DBFCAN-HD en présence de 20 radars, contre moins de 3% avec l’algorithme BNP pour une fenêtre d’acquisition et un nombre de radars équivalent.

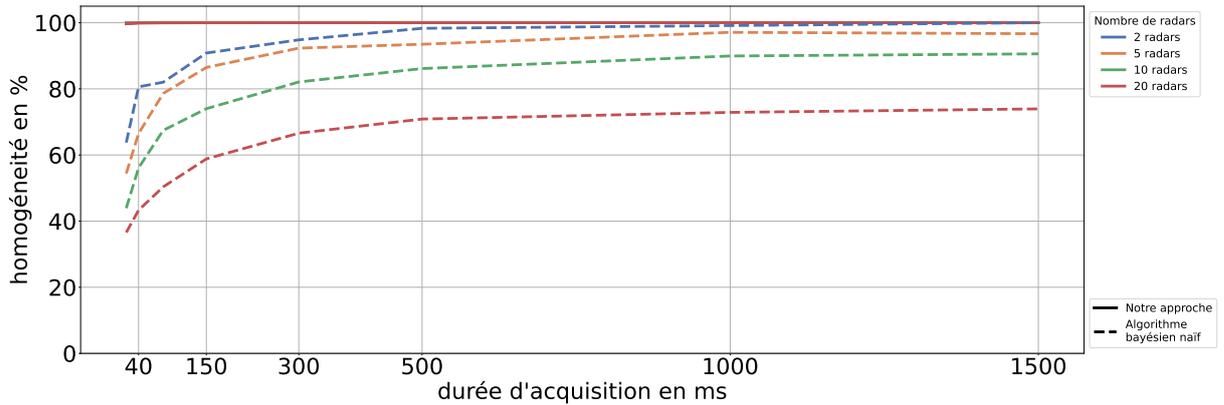


(a) Pour DBFCAN-HD

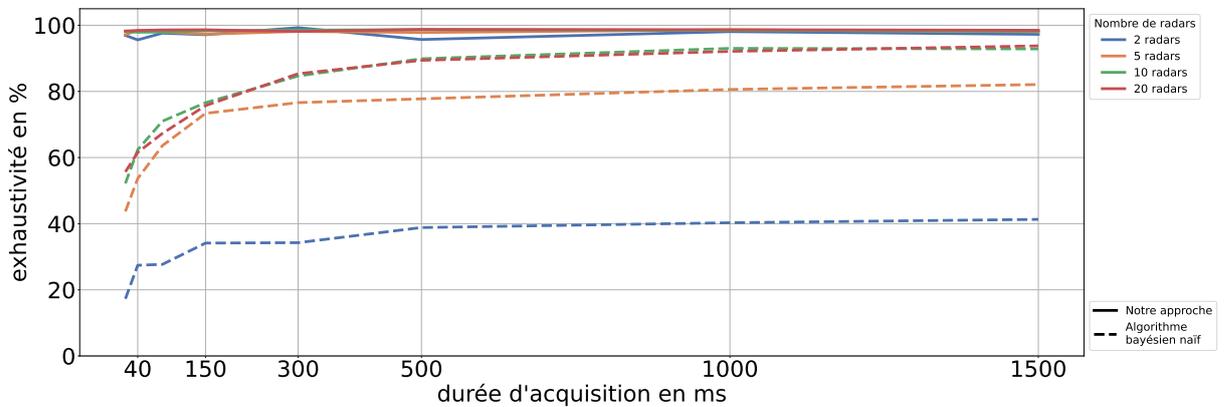


(b) Pour l’algorithme BNP

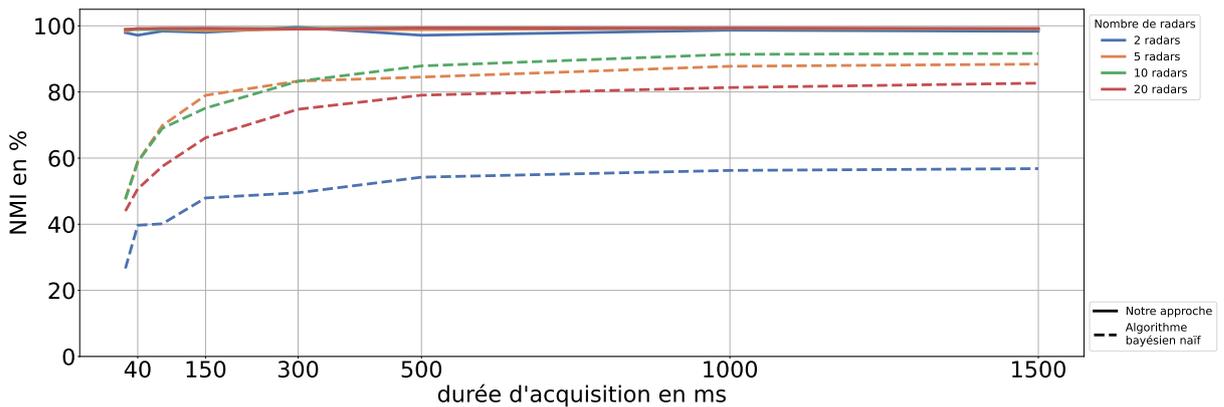
Fig. 3.12 : Évolution du rapport c_t entre le temps d’exécution et le temps d’acquisition



(a) Évaluation de l'homogénéité



(b) Évaluation de l'exhaustivité



(c) Évaluation de la NMI

Fig. 3.13 : Évaluation de l'homogénéité, de l'exhaustivité et de la NMI pour divers algorithmes de clustering, avec des radars pouvant être identiques, sur une fenêtre d'acquisition de 1 s, sans mitage

IV.3.3 Gestion des lobes secondaires

La suppression des lobes secondaires est essentielle pour assurer la qualité et la fiabilité des réponses du Racon (Fig. 7). Ce traitement est complexifié par les forts écarts de puissances entre les différentes technologies de radars maritimes.

Un premier filtrage peut être effectué à partir des mesures de puissance pour traiter les lobes secondaires les plus faibles. La Fig. 3.14 montre effectivement que les signaux de lobes secondaires d'un radar FMCW ont une puissance inférieure à -125 dBm dès qu'ils parcourent plus de 5 km. De plus, une puissance d'environ -125 dBm est équivalente à celle d'un lobe principal d'un radar FMCW situé à 50 km. Ainsi, si un signal est détecté avec une puissance de -125 dBm, il s'agit soit d'un lobe secondaire, soit d'un radar extrêmement éloigné pour lequel une réponse n'est pas encore requise. En effet, l'IALA requiert d'un Racon de seulement détecté les navires distants de 5 à 30 km [149].

Toutefois, le traitement des lobes secondaires ayant une puissance supérieure reste complexe : que ce soit ceux d'un radar à impulsions ou d'un radar à CI qui utilisent aussi des impulsions de courte durée pour observer les distances inférieure à 2 km (Chapitre 1) ou ceux d'un radar FMCW situé à moins de 5 km. De fait, il existe un risque de supprimer une impulsion d'intérêt, c'est-à-dire provenant d'un lobe principal, en effectuant un simple filtrage à partir des paramètres primaires et sans avoir identifié la nature du radar émetteur.

Dès lors, DBFCAN-HD est une première étape pour supprimer les lobes secondaires des radars. À ce stade de développement, DBFCAN-HD commence par traiter tous les signaux détectés comme provenant d'un lobe principal. Une fois les trains d'impulsions reconstruits, il est possible d'identifier la technologie du radar à partir des critères suivants (Tab. 1.3) :

- un radar à impulsions émet des impulsions d'une durée inférieure d'au plus 1.2 μ s, sans modulation de fréquence
- un radar à CI émet des trains d'impulsions toutes différentes et modulées en fréquence
- un radar FMCW émet des impulsions de l'ordre de la ms, modulées en fréquence

Par conséquent, une fois la nature des radars identifiée il est possible de différencier les lobes secondaires d'un radar à impulsions des lobes principaux des radars à CI et les lobes secondaires d'un radar à CI des lobes principaux des radars FMCW. De cette manière après analyse, il est possible de distinguer les lobes secondaires des radars afin que le Racon puisse les ignorer.

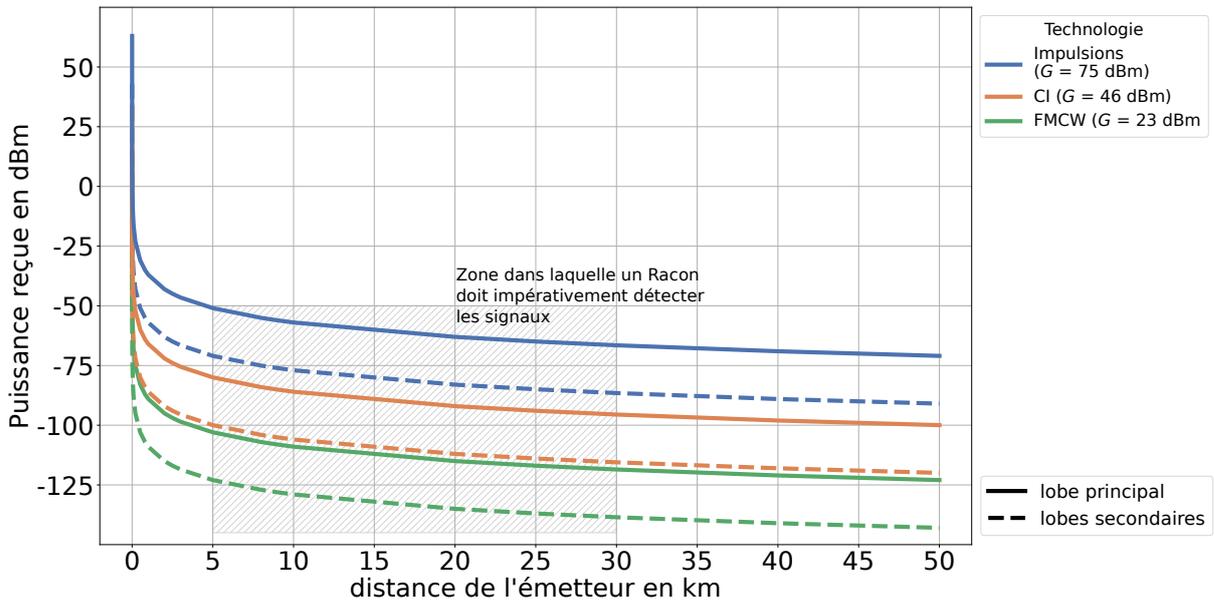


Fig. 3.14 : Atténuation de la puissance émise G en fonction de la distance radar-Racon

IV.3.4 Gestion du mitage

Jusqu'à présent, les simulations étaient réalisées sans mitage : nous supposons que toutes les impulsions émises par les radars en direction du Racon étaient détectées. Or, dans des conditions réelles, il est probable que le Racon ne parvienne pas à détecter correctement certaines impulsions, à cause de perturbations dans le canal ou encore en raison de défauts matériels. Dans cette section, nous proposons d'étudier la robustesse de DBFCAN-HD au mitage.

Pour simuler le mitage, nous supprimons aléatoirement des signaux émis par les radars en direction du Racon. La Fig. 3.15 montre les résultats de simulations pour des niveaux de mitage de 0%, 10% et 25%, selon le nombre de radars autour du Racon. Comme nous avons vu que la durée d'acquisition n'avait pas d'influence sur les performances de DBFCAN-HD, nous avons simulé une durée d'acquisition de 1 s. Chaque configuration a été simulée 100 fois.

Nous pouvons voir sur la Fig. 3.15a que l'homogénéité de DBFCAN-HD n'est pas influencée par le mitage et reste autour de 99%. En revanche, les performances en termes d'exhaustivité et de NMI chutent dès qu'il y a du mitage, comme cela est illustré par la Fig. 3.15b et la Fig. 3.15c. De ce fait, en cas de mitage, DBFCAN-HD construit des clusters homogènes mais non-complets : le fait de perdre des PDW rompt les chaînes de PDW en plus petites.

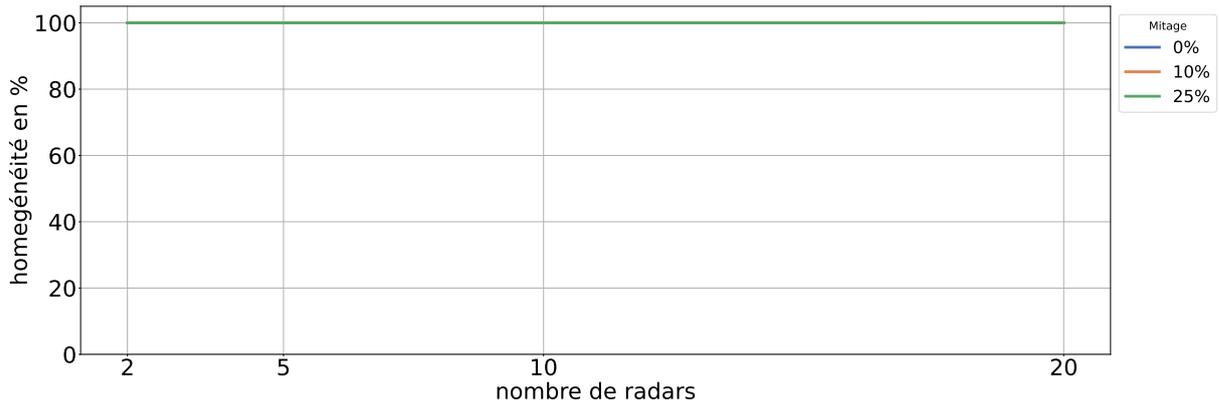
Afin de comprendre l'effet du mitage sur la chute en exhaustivité et en NMI, la Fig. 3.16 schématise des cas de reconstruction des chaînes de PDW une fois ceux-ci placés dans des clusters à partir de leurs paramètres primaires. La Fig 3.16a présente un cas avec un seul PDW manquant dans le train d'impulsions alors que la Fig. 3.16b en a plusieurs manquants. Ces PDW peuvent ne pas avoir été détectés par le Racon ou bien une erreur de mesure peut les avoir placés dans un autre cluster de PDW.

Dans la Fig. 3.16a, la perte du PDW n°4 rompt la chaîne en deux. A ce moment là, les durées des chaînes de PDW reconstruites sont plus courtes que la durée attendue d'un train d'impulsion indiquée dans le Tab. 2.1. Avec cette information il est possible de déduire qu'une chaîne a été rompue. De plus, les extrémités des chaînes de PDW sont séparées d'un multiple de leurs PRI (plus ou moins le bruit de mesure). Il est donc envisageable de souder ces deux chaînes entre elles. Aussi, il serait alors possible de régénérer le PDW manquant en faisant une moyenne des PDW de fin et de début des deux chaînes courtes.

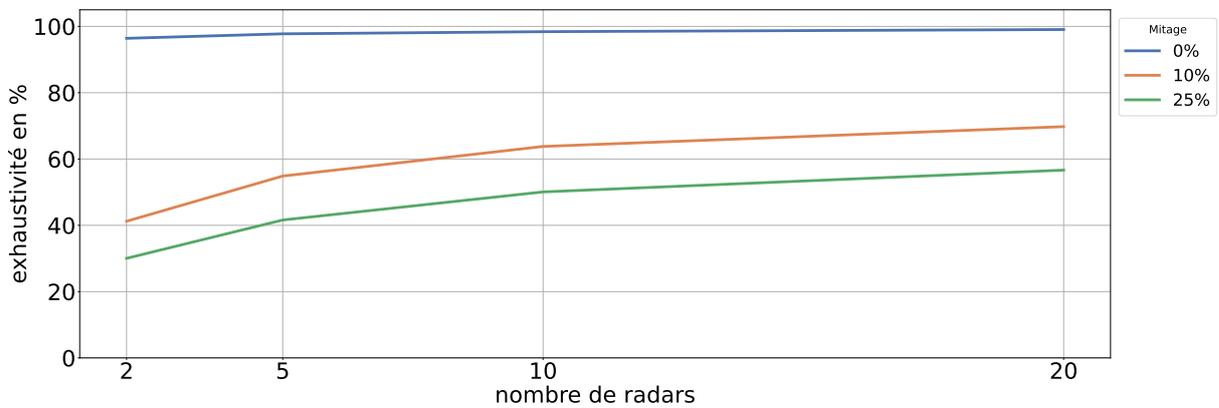
La Fig. 3.16b, quant à elle, expose un cas avec davantage de PDW manquants. Ici, les PDW n°4, 6 et 7 ne sont pas présents. Dès lors, le PDW n°5 ne peut pas former une paire de PDW ayant une $d\text{ToA}$ valant $d\text{ToA}_A$. Ainsi, il n'apparaît en lien avec un autre PDW du train d'impulsion qu'à partir de deux fois $d\text{ToA}_A$. De fait, lorsque l'Algorithme 4 supprime les paires de $d\text{ToA}$ utilisées dans des chaînes, le PDW n°5 ne sera associé à aucune chaîne. C'est pourquoi, le pourcentage de signaux non classés augmente avec le mitage comme le présente le Tab. 3.4 ce qui induit une chute de l'exhaustivité et la NMI. Par conséquent, établir des stratégies pour faire face au mitage est primordial.

mitage	pourcentage d'impulsions non classées
0%	0.02%
10%	2.34%
25%	7.72%

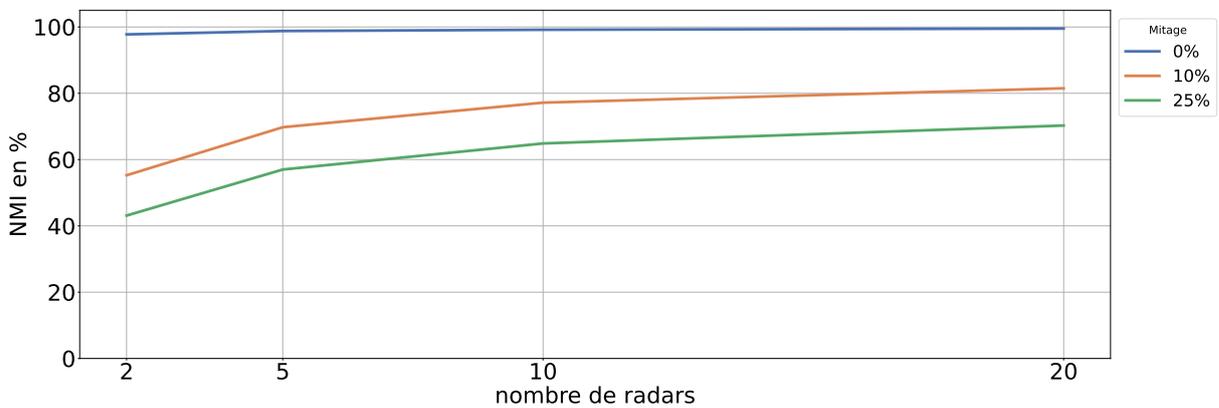
Tab. 3.4 : Pourcentage d'impulsions non clusterisées



(a) Évaluation de l'homogénéité



(b) Évaluation de l'exhaustivité



(c) Évaluation de la NMI

Fig. 3.15 : Évaluation de l'homogénéité, de l'exhaustivité et de la NMI sur une fenêtre d'acquisition de 1 s, pour différents niveaux de mitage

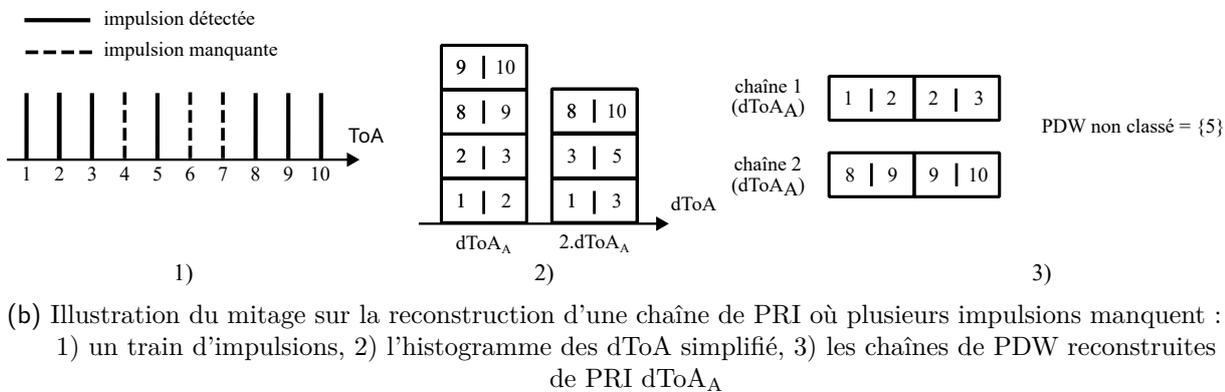
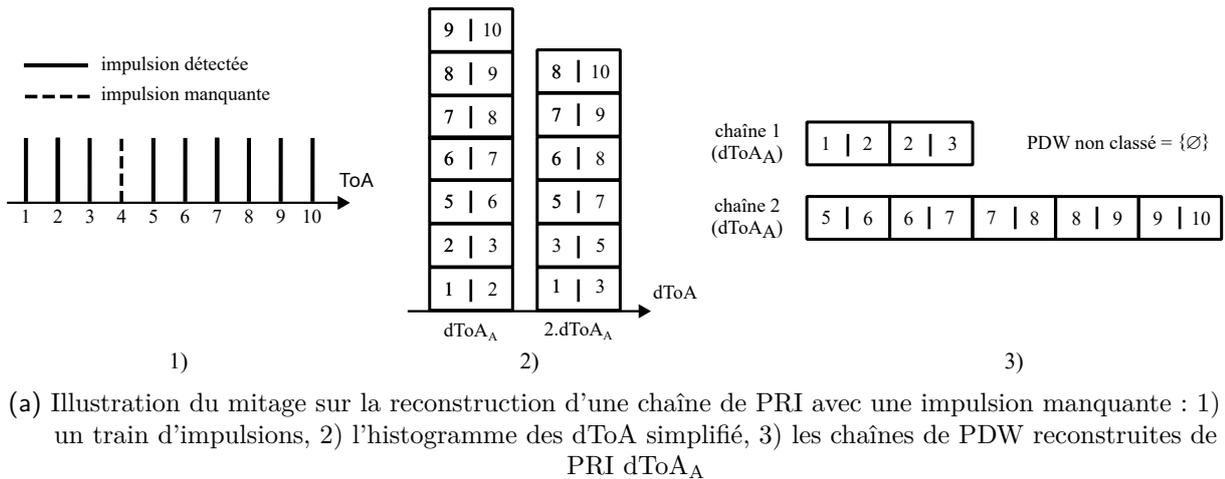


Fig. 3.16 : Illustration du mitage sur la reconstruction d'une chaîne de PRI

IV.3.5 Discussions

Pour rappel, l'approche développée pour désentrelacer les signaux radars doit satisfaire les critères suivants :

- O_1 : Répondre à tous les radars quelle que soit la densité de radar autour du Racon

L'approche présentée dans cette section est toujours capable de désentrelacer les signaux radars quelle que soit la densité de radars. Néanmoins, comme le montre la Fig. 3.12a, le temps d'exécution de l'algorithme est élevé par rapport à la fenêtre d'acquisition.

- O_2 : répondre à tous les radars peu importe leur technologie

L'approche présentée dans cette section comble les lacunes de DBFCAN. En effet, cette dernière reconstruisait les signatures des radars à PRI fixe mais pas celle des radars à PRI *stagger*. Ici, il est possible de le faire grâce à l'agrégation des séquences de PDW.

- **O₃** : séparer les signaux des lobes secondaires des signaux de lobes principaux

DBFCAN-HD traite dans un premier temps les signaux de lobes secondaires comme des signaux de lobes principaux (c'est la partie DBFCAN). Dans un second temps, en reconstruisant les signatures des radars environnant et à l'aide de connaissance sur les radars maritimes du commerce, DBFCAN-HD peut identifier leur nature. De là, il est possible de proposer un traitement pour concentrer les réponses du Racon sur les signaux de lobes principaux et d'ignorer ceux des lobes secondaires.

- **O₄** : respecter les principes de l'IAX

La reconstruction des signatures radars ainsi que l'identification des radars répondent aux exigences de l'IAX : l'approche s'appuie sur des règles établies précisant les facteurs qui influencent les décisions prises par le modèle. Les résultats sont donc totalement transparents et interprétables.

- **O₅** : garantir que le Racon est capable de fonctionner efficacement face aux évolutions futures des radars

Les critères métiers établis dans cette section sont pertinents pour les radars à PRI fixe ou *stagger*. Ils peuvent ne pas être pertinents pour d'autres types de modulation. Notre approche peut être facilement adaptée pour traiter les radars à PRI sautillante ou à *dwell and switch*. Néanmoins, elle n'est pas suffisante pour les PRI vobulées et coulissantes : l'algorithme de clustering placera les PDW dans les mêmes clusters mais si deux radars ont des paramètres primaires identiques, il sera plus compliqué de les distinguer. Toutefois, ces quatre modulations sont utilisées dans le domaine maritime militaire et ont peu d'intérêt dans le domaine maritime civile.

Par ailleurs, nous avons vu qu'en présence de mitage, les performances de DBFCAN-HD chutent. Ainsi, évaluer davantage de stratégies de recherche ou de reconstruction d'impulsions manquantes est nécessaire pour assurer que le racon soit toujours capable de répondre à ces objectifs. Par exemple, lors du séquençage, il est possible de recoller deux chaînes de même dToA séparées par un multiple de cette dToA. Aussi, les impulsions manquantes pourraient être régénérées par le racon en faisant une moyenne des PDW de la chaîne dans l'Algorithme 4 avant de poursuivre avec l'Algorithme 5.

IV.3.6 Bilan sur l'identification des radars

Dans cette section, nous avons développé une approche répondant à la plupart de nos objectifs. En effet, l'approche que nous proposons est capable de répondre à tous les radars quelles que soient la technologie et la densité de radars l'environnant, tout en respectant les critères de l'IAX. De plus, en étant capable d'identifier la nature des radars, elle offre une piste de traitement pour différencier les signaux de lobes principaux de lobes secondaires.

Ainsi, notre méthode est efficace et pertinente dans les cas de faible densité et de forte densité de radars mais où toutes les impulsions émises sont détectés. Cependant, ce bon fonctionnement est au prix d'une complexité temporelle élevée. Par conséquent, deux axes de développement sont à effectuer : réduire la complexité temporelle de l'algorithme et développer des approches pour reconstruire les chaînes de PRI pour faire face aux situations de mitage.

V Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux approches, respectant les critères de l'IAX, pour désentreuser et identifier les radars émettant des signaux en direction du Racon. La première réalise le clustering des impulsions en se basant sur la mesure de leurs paramètres primaires. Elle permet de regrouper dans un même cluster les impulsions provenant d'un même radar. Son paramétrage ne dépend que des performances de mesures du Racon et pas de son environnement. Elle est aussi plus performante que les algorithmes de clustering équivalents. Toutefois, elle ne permet pas de distinguer deux radars émettant avec des paramètres primaires identiques. De plus, elle ne reconstruit pas totalement les signatures des radars à PRI *stagger* et n'est pas suffisante pour traiter efficacement les lobes secondaires.

La seconde contribution allie le clustering à une approche temporelle pour prendre en compte les paramètres primaires ainsi que le ToA. La prise en compte de la temporalité des impulsions permet de réduire les manquements de l'approche par clustering. Ainsi, le Racon peut identifier les radars, déterminer à qui il a déjà répondu et ainsi assurer une bonne distribution de ses réponses. En plus, DBFCAN-HD offre une piste de traitement des lobes secondaires. Néanmoins, cela se fait aux prix d'une complexité temporelle encore trop élevée. De plus, en cas de fort mitage, nous avons montré, qu'en l'état, DBFCAN-HD n'arrive pas à reconstruire complètement les signatures des radars.

Enfin, les approches développées ont été évaluées à l'aide de critères omniscients. Pour que le Racon soit totalement autonome, il faudrait développer des critères lui permettant de déterminer si les signatures radars qu'il a prédites correspondent bien aux signatures radars réelles.

CONCLUSION GÉNÉRALES ET PERSPECTIVES

Conclusion

Les recherches effectuées dans le cadre de cette thèse et exposées dans ce manuscrit ont pour objectif d'identifier de manière non supervisée, et sans aucune connaissance au préalable, les radars environnant un Racon, afin d'organiser les émissions de ce dernier. Pour répondre à cette problématique, sans accès à suffisamment de données réelles, les signaux radars ont été modélisés pour permettre de générer par simulation un grand nombre de scénarios et une grande diversité de signaux radars. De plus, nous avons développé une stratégie en deux étapes alliant le clustering et une approche temporelle pour répondre à la problématique posée.

Dans le premier chapitre, nous avons décrit le fonctionnement des différents radars avec lesquels le Racon interagit. Trois technologies sont utilisées dans le domaine maritime civil :

- les radars à impulsions qui émettent des signaux de courte durée mais de forte puissance, à des intervalles fixes
- les radars FMCW qui émettent des signaux de longue durée, modulés en fréquence mais de très faible puissance, à des intervalles fixes
- et enfin les radars à CI qui émettent des signaux à durée et modulation variables, à des intervalles variables

Nous avons ensuite présenté les différentes stratégies de désentrelacement et d'identification des radars émettant en direction d'un transpondeur. Deux approches se démarquent : l'une repose sur la dToA et une analyse temporelle, tandis que l'autre s'appuie sur la mesure des paramètres primaires des signaux et sur les méthodes de clustering.

Dans le deuxième chapitre, nous avons détaillé la manière dont sont simulés les environnements autour du Racon ainsi que la modélisation des signaux que nous avons à traiter. À chaque impulsion est associé un temps d'arrivée ainsi qu'un vecteur de paramètres primaires appelé PDW. Ainsi, l'objectif d'un algorithme de désentrelacement revient à regrouper les PDW provenant d'un même radar.

Dans le troisième chapitre, nous avons exposé des métriques d'évaluation externes pour mesurer les performances des algorithmes de clustering : l'homogénéité mesure la pureté d'un cluster et l'exhaustivité évalue la capacité à identifier tous les éléments d'un ensemble de données. Ce chapitre synthétise, aussi, notre approche pour identifier de manière non-supervisée les signaux radars détectés par le Racon. En effet, nous avons élaboré une approche en plusieurs étapes pour désentrelacer et identifier les signaux radars. La première étape consiste à regrouper, par clustering, les impulsions détectées selon leurs paramètres primaires. Sans connaissance au préalable des données à traiter et en se reposant uniquement sur les performances de mesure du Racon, il est possible de séparer les signaux de radars ayant des paramètres primaires différents. Une attention est portée à la gestion de signaux parasites et au risque d'assimiler de signaux d'intérêt comme tels. Notre approche a été évaluée par simulation en la comparant à d'autres algorithmes de clustering proposés dans la littérature. Elle crée des clusters dont les scores d'homogénéité et d'exhaustivité sont plus élevés.

La seconde étape commence par évaluer, pour chaque cluster créé, la dToA entre tous les signaux pour les séquencer. Ainsi, la reconstruction des séquences d'impulsions émises par le même radar et ayant les mêmes paramètres primaires peut-être réalisée. Puis, les connaissances métiers sur les radars établies dans le Chapitre 1 donne l'opportunité de reconstruire des trains d'impulsions émis par le même radar, mais avec des paramètres primaires différents. Cette étape a été également évaluée dans différentes conditions, impliquant différents nombres de radars et des technologies variées. Ensuite, nous avons évalué l'influence de la durée de la fenêtre d'acquisition sur les performances de notre approche, ainsi que sur celles d'un autre algorithme de la littérature. Aussi, une piste de réflexion est étudiée pour la gestion des lobes secondaires. Enfin, nous avons montré qu'en l'état, DBFCAN-HD n'est pas en mesure de faire face au phénomène de mitage, mais il apparaît dès lors envisageable de pouvoir dans une certaine mesure recoller les chaînes de PDW rompues et de régénérer les PDW des impulsions non détectées. Cette recherche ouvre, à travers l'approche proposée, la voie à des applications pratiques dans le domaine de la détection radar, tout en offrant des perspectives pour des études futures.

Perspectives

Les travaux entrepris ont atteint les objectifs de recherche définis au début de cette thèse. Toutefois, il existe des opportunités pour améliorer et étendre les contributions exposées dans cette thèse. Un premier travail serait de complexifier le jeu de données. Pour cela plusieurs pistes peuvent être envisagées :

-
- Pour se rapprocher d'un cas réel, il est envisageable, dans un premier temps, de faire varier la puissance des signaux d'un même lobe [95]. En effet dans les travaux présentés dans ce manuscrit, nous avons fait l'hypothèse que tous les signaux d'un même lobe ont la même puissance. Ainsi, lors du clustering, il faudrait adapter la mesure de distance en fonction du gain. Dans un second temps, l'ajout du bruit de canal viendrait davantage complexifier cette évolution de la puissance.
 - Aussi, afin de fiabiliser la solution pour l'application du Racon, une étude plus avancée sur la gestion des lobes secondaires doit être menée, car il est primordial pour la qualité des réponses du Racon de ne pas y répondre (Fig 7).
 - Dans le même but, il est nécessaire de poursuivre l'évaluation de la résistance de notre approche aux signaux manquants, ou phénomène de mitage. En effet, nous avons montré que DBFCAN-HD n'était pas suffisamment robuste au mitage : les clusters de PDW construits sont homogènes mais pas complets.
 - Enfin, réaliser l'acquisition de signaux réels permettrait de garantir la robustesse, la fiabilité et l'applicabilité des méthodes proposées. Néanmoins, il est nécessaire que ces signaux soient suffisamment diversifiés afin de valider les approches dans le plus grand nombre de cas possibles.

Une deuxième perspective est d'effectuer le suivi des radars sur plusieurs rotations d'antenne en implémentant des approches de traitement dit *online* [89], [150]. En effet, l'approche proposée permet de reconstruire l'environnement radar d'un Racon de manière non-supervisée et sans connaissance au préalable. Ainsi, une fois cet environnement appréhendé, il n'est pas nécessaire de le réapprendre à chaque fenêtre temporelle : comparer les signaux aux clusters créés lors de la fenêtre précédente permet de suivre les navires. Toutefois, il faut s'assurer de différencier l'apparition de nouveaux radars.

Une troisième perspective est de développer des critères internes pour évaluer la qualité du clustering. Actuellement, les critères existants mesurent la similarité des données regroupées. Or, comme un même radar peut émettre des signaux avec des paramètres primaires différents, ces critères ne sont pas suffisants. Le développement d'un tel critère permettrait de rendre les Racon totalement indépendant et est essentiel pour permettre une implémentation en temps réel.

Dans le même sens, il serait intéressant d'évaluer la faisabilité de transposer notre système, actuellement développé en Python, sans contrainte de ressources, vers une application embarquée. Ceci permettrait d'évaluer les contraintes liées à la gestion de ressources, de consommation d'énergie dans des situations opérationnelles.

En somme, ces travaux de recherche donnent lieu à de nombreuses perspectives et ouvrent la voie à des applications pratiques et à des innovations dans le domaine de la détection et du suivi radar, avec l'objectif de parvenir à une solution autonome et performante adaptée aux défis réels.

Liste des publications

Conférences internationales avec actes et comités de lecture

- G. MARTIN, S. E. BOUZID, J.-L. ALANIC et P. CHARGÉ, « Radar pulse deinterleaving with domain knowledge based clustering, » in Workshop IALA 2023, International Association of Marine Aids to Navigation and Lighthouse Authorities, Rio de Janeiro, Brésil, mai 2023. adresse : <https://hal.science/hal-04073033>.
- G. MARTIN, S. E. BOUZID, J.-L. ALANIC et P. CHARGÉ, An Autonomous Approach to Deinterleave and Recover Radar Pulse Sequences in an Unknown Maritime Environment, 2023 International Radar Conference, Poster, nov. 2023. adresse : <https://hal.science/hal-04185150>.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. des ARMÉES, *Octobre 2021 : Les routes maritimes*, Consulté le 11 juillet 2023. adresse : <https://www.defense.gouv.fr/cesm/nos-publications/carto-du-mois/octobre-2021-routes-maritimes>.
- [2] « Review of maritime transport », rapp. tech., 2022. adresse : <https://unctad.org/fr/publication/etude-sur-les-transport-maritimes-2022>.
- [3] « Renewable Power Generation Costs in 2020 », rapp. tech., 2021. adresse : <https://www.irena.org/publications/2021/Jun/Renewable-Power-Costs-in-2020>.
- [4] « IALA Naviguide 2023 », rapp. tech., 2023. adresse : <https://www.iala-aism.org/product/m0001/>.
- [5] E. DEBEAU, *carte interactives des zones économiques exclusives de la France*. adresse : http://umap.openstreetmap.fr/fr/map/zones-economiques-exclusives-de-la-france_515728#3/-0.09/-8.26.
- [6] « Recommandation 1001 The IALA Maritime Buoyage System », rapp. tech., 2017. adresse : <https://www.iala-aism.org/product/r1001/>.
- [7] CEREMA, « Principes de base des dispositifs d'aide à la navigation maritime », rapp. tech., 2002.
- [8] F. IALA China MSA, « Singapore eRadar and eRacon Sea Trials », rapp. tech., 2017. adresse : <https://www.iala-aism.org/content/uploads/2016/09/1555-Takuo-Kashiwa-Trials-of-e-Radar-e-Racon-positioning-system-at-Singapore-Port-final.pdf>.
- [9] « Guideline 1178 : An introduction to artificial intelligence (AI) from an IALA perspective », rapp. tech., 2022. adresse : <https://www.iala-aism.org/product/g1178/>.
- [10] E. TJOA et AL., « A Survey on Explainable Artificial Intelligence », *IEEE Transactions on Neural Networks*, t. 32, 11, p. 4793-4813, 2021. DOI : 10.1109/TNNLS.2020.3027314.
- [11] « Convention internationale pour la sauvegarde de la vie humaine en mer », rapp. tech., 1974. adresse : [https://www.imo.org/fr/about/Conventions/Pages/International-Convention-for-the-Safety-of-Life-at-Sea-\(SOLAS\),-1974.aspx](https://www.imo.org/fr/about/Conventions/Pages/International-Convention-for-the-Safety-of-Life-at-Sea-(SOLAS),-1974.aspx).
- [12] J. DARRICAU, *Physique et théorie du radar*. Sodipe, 2015.
- [13] J. DELPRATO, « Analyse de la stabilité d'impulsion à impulsion des amplificateurs de puissance HEMT GaN pour applications radar en bande S », Theses, Université de Limoges, sept. 2016. adresse : <https://theses.hal.science/tel-01385657>.

-
- [14] *Concept de cohérence*, Consulté le 12 juillet 2021. adresse : <https://www.radartutorial.eu/11.coherent/co05.fr.html>.
- [15] « Recommendations 0146 Strategy for Maintaining Racon Service Capability », rapp. tech., 2011. adresse : <https://www.iala-aism.org/product/r0146/>.
- [16] *Le magnétron*, Consulté le 12 juillet 2021. adresse : <https://www.radartutorial.eu/08.transmitters/Magn%C3%A9tron.fr.html>.
- [17] *Les fausses alarmes*, Consulté le 12 juillet 2021. adresse : <https://www.radartutorial.eu/01.basics/False%20Alarm%20Rate.en.html>.
- [18] M. I. SKOLNIK, *Introduction to Radar Systems*. McGraw-Hill Higher Education, 2015.
- [19] staff of FESTO DIDACTIC, *Telecommunications Radar Phase-Coded Pulse Compression Courseware Sample*. 2017.
- [20] F. AMATO, M. FIORINI, S. GALLONE et G. GOLINO, « Fully solid state radar for vessel traffic services », in *11-th INTERNATIONAL RADAR SYMPOSIUM*, 2010, p. 1-5.
- [21] T. LEMOINE, *Techniques de l'ingénieur : Comparaison entre amplificateurs état solide et tubes électroniques*, Consulté le 11 juillet 2021. DOI : <https://doi.org/10.51257/av1-e1624>.
- [22] S. RAJU, S. SATAPATHY, K. SHYAMALA, D. KRISHNA et M. FAVORSKAYA, *Advances in Decision Sciences, Image Processing, Security and Computer Vision : International Conference on Emerging Trends in Engineering (ICETE), ... and Analytics in Intelligent Systems*). août 2019, ISBN : 978-3-030-24321-0. DOI : 10.1007/978-3-030-24322-7.
- [23] *Radar Signal Generation with a High-Performance AWG*, Consulté le 12 juillet 2021. adresse : https://download.tek.com/document/37W_29247_2_MR_Letter.pdf.
- [24] D. P. ROBERT KEIM Jake HERTZ, *Practical Guide to Radio-Frequency Analysis and Design*. mars 2020.
- [25] P. FLANDRIN, *Cours Signal*. adresse : http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/CoursM2SC_Signal_5.pdf.
- [26] SIMRAD, « Product brief Halo Pulse Compression Radar Product Overview », rapp. tech., 2015. adresse : <https://newcontent.westmarine.com/content/documents/pdfs/WestAdvisor/Halo-Product-Brief.pdf>.
- [27] L. VARSHNEY et D. THOMAS, « Sidelobe reduction for matched filter range processing », in *Proceedings of the 2003 IEEE Radar Conference (Cat. No. 03CH37474)*, 2003, p. 446-451. DOI : 10.1109/NRC.2003.1203439.

-
- [28] B. P. ROHMAN, R. INDRAWIJAYA, D. KURNIAWAN, O. HERIANA et C. B. A. WAEL, « Sidelobe suppression on pulse compression using curve-shaped nonlinear frequency modulation », in *2016 1st International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 2016, p. 49-53. DOI : 10.1109/ICITISEE.2016.7803046.
- [29] G. GALATI et G. PAVAN, « Mutual Interference Problems Related to the Evolution of Marine Radars », in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2015, p. 1785-1790. DOI : 10.1109/ITSC.2015.290.
- [30] A. VENON, Y. DUPUIS, P. VASSEUR et P. MERRIAUX, « Millimeter Wave FMCW RADARs for Perception, Recognition and Localization in Automotive Applications : A Survey », *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, t. 7, 3, p. 533-555, 2022. DOI : 10.1109/TIV.2022.3167733.
- [31] E. ANTIDE, « Architecture radar adaptative à basse consommation pour l'extraction de signes vitaux », Theses, Université Grenoble Alpes [2020-....], mars 2022. adresse : <https://theses.hal.science/tel-03709642>.
- [32] D. BOUDESOCQUE, « Contribution à la réalisation d'un système d'imagerie radar active basée sur l'optique : Simulation et expérimentation », Theses, Université de Limoges, déc. 2022. adresse : <https://theses.hal.science/tel-03953652>.
- [33] M. PEYROU, « Design and testing of hybrid InP/Si photonic integrated components/circuits for LIDAR applications », Theses, Université Grenoble Alpes [2020-....], mars 2023. adresse : <https://theses.hal.science/tel-04145296>.
- [34] J. BARRA, « Estimation embarquée du mouvement sans informations d'infrastructure : application à un drone autonome », Theses, Université de Lyon, jan. 2022. adresse : <https://theses.hal.science/tel-03697119>.
- [35] M. SCHUTZ, « Développement d'une architecture de RADAR à pénétration de sol dédié à une intégration sur drone », Theses, Université de Limoges, déc. 2020. adresse : <https://theses.hal.science/tel-03905722>.
- [36] L. BATTAGLINI, S. LAURETI, M. RICCI, P. BURRASCANO, L. DAVIS et D. HUTCHINS, « The use of Pulse Compression and Frequency Modulated Continuous Wave to improve Ultrasonic Non Destructive Evaluation of highly-scattering materials », in *2014 IEEE International Ultrasonics Symposium*, 2014, p. 1940-1943. DOI : 10.1109/ULTSYM.2014.0482.
- [37] T. INSTRUMENT, *Training mmwave Sensing FMCW*. adresse : https://training.ti.com/sites/default/files/docs/mmwaveSensing-FMCW-offlineviewing_4.pdf.

-
- [38] N. BOUHLEL, S. MERIC, C. MOULLEC et C. BROUSSEAU, « Système radar FMCW pour l'identification de transpondeurs », in *Journées scientifiques 2018 d'URSI-France "Géolocalisation et navigation"*, Meudon, France, mars 2018. adresse : <https://hal.science/hal-01894273>.
- [39] B. ZHANG, H. DONG et T. LIU, « Research on marine solid state radar and its application », in *2013 Third World Congress on Information and Communication Technologies (WICT 2013)*, 2013, p. 372-376. DOI : 10.1109/WICT.2013.7113098.
- [40] K. KAUFFMAN, « Adaptive Radar Navigation », in *Position, Navigation, and Timing Technologies in the 21st Century : Integrated Satellite Navigation, Sensor Systems, and Civil Applications*. 2021, p. 1335-1358. DOI : 10.1002/9781119458555.ch42.
- [41] Z. JAMAL, « Traitement en temps réel de signaux radar appliqués aux transports terrestres », Theses, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambresis, juin 2008.
- [42] O. van GENT, R. van HEIJSTER, A. THEIL et AL., « Radar Interference Study. A Proposal for New Regulation Guidelines », rapp. tech., 2021.
- [43] C. MSA, « Introduction to the Tests Information on Next Generation Racon », rapp. tech., 2021.
- [44] L. LESIEUR, V. GUARDIA, A. KHENCHAF, J.-M. LE CAILLEC, C. CORNU et A. TOUMI, « Application de l'IA au désentrelacement de formes d'onde radar », in *9ème Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle*, 2023. DOI : 10.1109/RadarConf2351548.2023.10149618.
- [45] L. CAIN, J. CLARK, E. PAULS, B. AUSDENMOORE, R. CLOUSE et T. JOSUE, « Convolutional neural networks for radar emitter classification », in *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 2018, p. 79-83. DOI : 10.1109/CCWC.2018.8301627.
- [46] G. GOK, Y. K. ALP et O. ARIKAN, « A New Method for Specific Emitter Identification With Results on Real Radar Measurements », *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, t. 15, p. 3335-3346, 2020. DOI : 10.1109/TIFS.2020.2988558.
- [47] S. GUO, S. AKHTAR et A. MELLA, « A Method for Radar Model Identification Using Time-Domain Transient Signals », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 57, 5, p. 3132-3149, 2021. DOI : 10.1109/TAES.2021.3074129.
- [48] Y. FANG, S. WEI, Y. ZHAO, L. ZHANG et L.-L. CHEN, « Radar-Specific Emitter Identification With Only Envelope Power Based on Multidimensional Complex Noncentral Chi-Square Classifier », *IEEE Sensors Journal*, t. 23, 17, p. 20 223-20 235, 2023. DOI : 10.1109/JSEN.2023.3298352.
- [49] Z. XU, G. HAN, L. LIU, H. ZHU et J. PENG, « A Lightweight Specific Emitter Identification Model for IIoT Devices Based on Adaptive Broad Learning », *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, t. 19, 5, p. 7066-7075, 2023. DOI : 10.1109/TII.2022.3206309.

-
- [50] M. LIU, J. WANG, N. ZHAO, Y. CHEN, H. SONG et F. R. YU, « Radio Frequency Fingerprint Collaborative Intelligent Identification Using Incremental Learning », *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, t. 9, 5, p. 3222-3233, 2022. DOI : 10.1109/TNSE.2021.3103805.
- [51] Y. ZHANG, Y. PENG, J. SUN, G. GUI, Y. LIN et S. MAO, « GPU-Free Specific Emitter Identification Using Signal Feature Embedded Broad Learning », *IEEE Internet of Things Journal*, t. 10, 14, p. 13 028-13 039, 2023. DOI : 10.1109/JIOT.2023.3257479.
- [52] J. JULIANO, J. LIN, A. ERDOGAN et K. GEORGE, « Radar Pulse on Pulse Identification Parallel FFT and Power Envelope Algorithm », in *2020 11th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference (UEMCON)*, 2020, p. 0609-0613. DOI : 10.1109/UEMCON51285.2020.9298132.
- [53] H. LIN, C. M. MELGOZA, A. GOVALKAR et al., « Design and Implementation of a Digital Radar Pulse Receiver on FPGA », in *2021 IEEE 12th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, 2021, p. 0293-0298. DOI : 10.1109/IEMCON53756.2021.9623256.
- [54] M. ALDOSSARY, « De-interleaving of Radar Pulses for EW Receivers with an ELINT Application », 2017.
- [55] H. MARDIA, « New techniques for the deinterleaving of repetitive sequences », *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, t. 136, 149-154(5), 4 août 1989.
- [56] G. FORD, B. J. FOSTER et S. A. BRAUN, « Deinterleaving Pulse Trains via Interleaved Markov Process Estimation », in *2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20)*, 2020, p. 1-6. DOI : 10.1109/RadarConf2043947.2020.9266602.
- [57] W. CHENG, Q. ZHANG, J. DONG, C. WANG, X. LIU et G. FANG, « An Enhanced Algorithm for Deinterleaving Mixed Radar Signals », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 57, 6, p. 3927-3940, 2021. DOI : 10.1109/TAES.2021.3087832.
- [58] C. WANG, Y. WANG, X. LI et D. KE, « A Deinterleaving Method for Mechanical-Scanning Radar Signals Based on Deep Learning », in *2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*, 2022, p. 138-143. DOI : 10.1109/ICSP54964.2022.9778808.
- [59] L. YANCHAQ et Q. ZHANG, « An improved method for deinterleaving radar signals and estimating PRI values », *IET Radar, Sonar and Navigation*, t. 12, fév. 2018. DOI : 10.1049/iet-rsn.2017.0516.
- [60] D. MILOJEVIC et B. POPOVIC, « Improved algorithm for the deinterleaving of radar pulses », English, *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, t. 139, 98-104(6), 1 fév. 1992, ISSN : 0956-375X.

-
- [61] Z. CHUNJIE, L. YUCHEN et S. WEIJIAN, « Synthetic algorithm for deinterleaving radar signals in a complex environment », *IET Radar, Sonar and Navigation*, t. 14, 12, p. 1918-1928, 2020. DOI : <https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2020.0251>. adresse : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/iet-rsn.2020.0251>.
- [62] H. HASANI et M. R. KHOSRAVI, « Pulse deinterleaving based on fusing PDWs and PRI extraction process for radar-assisted edge devices considering computational costs », *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021. DOI : <https://doi.org/10.1186/s13638-021-01985-5>.
- [63] Z. GE, X. SUN, W. REN, W. CHEN et G. XU, « Improved Algorithm of Radar Pulse Repetition Interval Deinterleaving Based on Pulse Correlation », *IEEE Access*, t. 7, p. 30 126-30 134, 2019. DOI : [10.1109/ACCESS.2019.2901013](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2901013).
- [64] K. NISHIGUCHI et M. KOBAYASHI, « Improved algorithm for estimating pulse repetition intervals », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 36, 2, p. 407-421, 2000. DOI : [10.1109/7.845217](https://doi.org/10.1109/7.845217).
- [65] Y. LIU, Y. CHEN et S. SUN, « A radar signal sorting algorithm based on PRI », in *2019 19th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, 2019, p. 144-149. DOI : [10.1109/ISCIT.2019.8905239](https://doi.org/10.1109/ISCIT.2019.8905239).
- [66] A. MAHDAVI et A. M. PEZESHK, « A Fast Enhanced Algorithm of PRI Transform », in *2011 Sixth International Symposium on Parallel Computing in Electrical Engineering*, 2011, p. 179-184. DOI : [10.1109/PARELEC.2011.20](https://doi.org/10.1109/PARELEC.2011.20).
- [67] M. A. NUHOGLU, Y. K. ALP, M. E. C. ULUSOY et H. A. CIRPAN, « Image Segmentation for Radar Signal Deinterleaving Using Deep Learning », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 59, 1, p. 541-554, 2023. DOI : [10.1109/TAES.2022.3188225](https://doi.org/10.1109/TAES.2022.3188225).
- [68] Y. XI, X. WU, Y. WU et L. DENG, « A Fast and Real-time PRI Transform Algorithm for Deinterleaving Large PRI Jitter Signals », in *2018 37th Chinese Control Conference (CCC)*, 2018, p. 4465-4469. DOI : [10.23919/ChiCC.2018.8483497](https://doi.org/10.23919/ChiCC.2018.8483497).
- [69] Y. XI, X. WU, Y. WU, Y. CAI et Y. ZHAO, « A Novel Algorithm for Multi-signals Deinterleaving and Two-dimensional Imaging Recognition Based on Short-time PRI Transform », in *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, 2019, p. 4727-4732. DOI : [10.1109/CAC48633.2019.8996290](https://doi.org/10.1109/CAC48633.2019.8996290).
- [70] J.-W. TAO, C.-Z. YANG et C.-W. XU, « Estimation of PRI Stagger in Case of Missing Observations », *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, t. 58, 11, p. 7982-8001, 2020. DOI : [10.1109/TGRS.2020.2985768](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2985768).
- [71] X. DONG, Y. LIANG et J. WANG, « Distributed Clustering Method Based on Spatial Information », *IEEE Access*, t. 10, p. 53 143-53 152, 2022. DOI : [10.1109/ACCESS.2022.3175879](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3175879).

-
- [72] J. GARETH, W. DANIELA, H. TREVOR et T. ROB, *An Introduction to Statistical Learning*. juin 2021, ISBN : 978-1-0716-1420-4. DOI : 10.1007/978-1-0716-1418-1.
- [73] JEAN-CLAUDE-HEUDIN, *Comprendre le Deep Learning : Une introduction aux réseaux de neurones*. nov. 2016, ISBN : 979-1091245449.
- [74] J. ROUZOT, J. FERRY et M.-J. HUGUET, « Learning Optimal Fair Scoring Systems for Multi-Class Classification », in *2022 IEEE 34th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 2022, p. 197-204. DOI : 10.1109/ICTAI56018.2022.00036.
- [75] D. SMITH, S. KHORSANDROO et K. ROY, « Supervised and Unsupervised Learning Techniques Utilizing Malware Datasets », in *2023 IEEE 2nd International Conference on AI in Cybersecurity (ICAIC)*, 2023, p. 1-7. DOI : 10.1109/ICAIC57335.2023.10044169.
- [76] X. YANG, Z. SONG, I. KING et Z. XU, « A Survey on Deep Semi-Supervised Learning », *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, t. 35, 9, p. 8934-8954, 2023. DOI : 10.1109/TKDE.2022.3220219.
- [77] J. BENZ, C. WEISS, A. A. APONTE et G. HAKOBYAN, « Semi-Supervised Active Learning for Radar based Object Classification Using Track Consistency », in *2023 IEEE Radar Conference (RadarConf23)*, 2023, p. 1-6. DOI : 10.1109/RadarConf2351548.2023.10149705.
- [78] L. LYU, Y. SHEN et S. ZHANG, « The Advance of Reinforcement Learning and Deep Reinforcement Learning », in *2022 IEEE International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA)*, 2022, p. 644-648. DOI : 10.1109/EEBDA53927.2022.9744760.
- [79] M. KALOEV et G. KRASTEV, « Experiments Focused on Exploration in Deep Reinforcement Learning », in *2021 5th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, 2021, p. 351-355. DOI : 10.1109/ISMSIT52890.2021.9604690.
- [80] M. A. AL-GARADI, A. MOHAMED, A. K. AL-ALI, X. DU, I. ALI et M. GUIZANI, « A Survey of Machine and Deep Learning Methods for Internet of Things (IoT) Security », *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, t. 22, 3, p. 1646-1685, 2020. DOI : 10.1109/COMST.2020.2988293.
- [81] B. T.K., C. S. R. ANNAVARAPU et A. BABLANI, « Machine learning algorithms for social media analysis : A survey », *Computer Science Review*, t. 40, p. 100-395, 2021, ISSN : 1574-0137. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100395>. adresse : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574013721000356>.

-
- [82] S. SU, X. FU, C. ZHAO, J. YANG, M. XIE et Z. GAO, « Unsupervised k-means combined with SOFM structure adaptive radar signal sorting algorithm », in *2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing (ICSIDP)*, 2019, p. 1-4. DOI : 10.1109/ICSIDP47821.2019.9172926.
- [83] I. PAULETIC, L. N. PRSKALO et M. B. BAKARIC, « An Overview of Clustering Models with an Application to Document Clustering », in *2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 2019, p. 1659-1664. DOI : 10.23919/MIPRO.2019.8756868.
- [84] H. LI, J. ZHAO et Y. ZHANG, « Signals Deinterleaving for ES systems using Improved CFSFDP Algorithm », in *2019 IEEE Radar Conference (RadarConf)*, 2019, p. 1-5. DOI : 10.1109/RADAR.2019.8835717.
- [85] X. WANG, X. FU, J. DONG et J. JIANG, « Dynamic Modified Chaotic Particle Swarm Optimization for Radar Signal Sorting », *IEEE Access*, t. 9, p. 88 452-88 466, 2021. DOI : 10.1109/ACCESS.2021.3091005.
- [86] M. ZHU, Y. LI et S. WANG, « Model-Based Time Series Clustering and Interpulse Modulation Parameter Estimation of Multifunction Radar Pulse Sequences », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 57, 6, p. 3673-3690, 2021. DOI : 10.1109/TAES.2021.3082660.
- [87] V. VIJAY et P. VERMA, « Variants of Naïve Bayes Algorithm for Hate Speech Detection in Text Documents », in *2023 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Communication (AISC)*, 2023, p. 18-21. DOI : 10.1109/AISC56616.2023.10085511.
- [88] M. SCHERREIK et B. RIGLING, « Clustering radar pulses with Bayesian nonparametrics : a case for online processing », in *2020 IEEE International Radar Conference (RADAR)*, 2020, p. 1052-1057. DOI : 10.1109/RADAR42522.2020.9114687.
- [89] M. SCHERREIK et B. RIGLING, « Online Estimation of Radar Emitter Cardinality via Bayesian Nonparametric Clustering », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 57, 6, p. 3791-3800, 2021. DOI : 10.1109/TAES.2021.3103582.
- [90] H. WANG, M. ZHU, R. FAN et Y. LI, « Parametric model-based deinterleaving of radar signals with non-ideal observations via maximum likelihood solution », *IET Radar, Sonar and Navigation*, t. 16, 8, p. 1253-1268, 2022. DOI : <https://doi.org/10.1049/rsn2.12258>. eprint : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1049/rsn2.12258>. adresse : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/rsn2.12258>.
- [91] X. HE, Y. JIANG, B. WANG, H. JI et Z. HUANG, « An Image Reconstruction Method of Capacitively Coupled Electrical Impedance Tomography (CCEIT) Based on DBSCAN and Image Fusion », *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, t. 70, p. 1-11, 2021. DOI : 10.1109/TIM.2021.3056739.

-
- [92] S. MAHMOD, « Deinterleaving pulse trains with DBSCAN and FART », 2019. adresse : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:203656702>.
- [93] S. SCHOLL et S. BRÜGGENWIRTH, « Incremental Deinterleaving of Radar Emitters », *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, t. 38, 8, p. 26-36, 2023. DOI : 10.1109/MAES.2023.3268020.
- [94] M. MOTTIER, G. CHARDON et F. PASCAL, « Deinterleaving and Clustering unknown RADAR pulses », in *2021 IEEE Radar Conference (RadarConf21)*, 2021, p. 1-6. DOI : 10.1109/RadarConf2147009.2021.9455272.
- [95] M. MOTTIER, G. CHARDON et F. PASCAL, « Désentrelacement et classification de signaux RADAR basés sur des distances de transport optimal », in *XXVIIIème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images GRETSI 2022*, Nancy, France, sept. 2022. adresse : <https://hal.science/hal-03851279>.
- [96] M. MOTTIER, G. CHARDON et F. PASCAL, « RADAR Emitter Classification with Optimal Transport Distances », in *2022 30th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2022, p. 1871-1875. DOI : 10.23919/EUSIPCO55093.2022.9909967.
- [97] E. SIMON, « Deep Learning for Unsupervised Relation Extraction », Theses, Sorbonne Université, 2022.
- [98] G. LARUE, « AI models for digital signal processing in future 6G-IoT networks », Theses, Institut Polytechnique de Paris, jan. 2023. adresse : <https://theses.hal.science/tel-03990483>.
- [99] J. M. A. SARR, « Étude de l'augmentation de données pour la robustesse des réseaux de neurones profonds », Theses, Sorbonne Université ; Université Cheikh Anta Diop (Dakar), jan. 2023. adresse : <https://theses.hal.science/tel-04132904>.
- [100] M. FAKHFAKH, « Traitement de séries longitudinales pour l'imagerie médicale », Theses, Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, mai 2023. adresse : <https://theses.hal.science/tel-04150287>.
- [101] H. TESSIER, « Convolutional neural networks pruning and its application to embedded vision systems », Theses, Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, fév. 2023. adresse : <https://theses.hal.science/tel-04064137>.
- [102] A. MOREAU, « Learning-based algorithms for real-time visual localization of vehicles », Theses, Université Paris sciences et lettres, avr. 2023. adresse : <https://pastel.hal.science/tel-04122671>.
- [103] Q. LEFEBVRE, « Évaluation de la douceur de fonctionnement de moulinets de pêche par machine learning et deep learning », Theses, Université Bourgogne Franche-Comté, fév. 2023. adresse : <https://theses.hal.science/tel-04114650>.

-
- [104] L. DING, S. WANG, F. WANG et W. ZHANG, « Specific Emitter Identification via Convolutional Neural Networks », *IEEE Communications Letters*, t. 22, 12, p. 2591-2594, 2018. DOI : 10.1109/LCOMM.2018.2871465.
- [105] A. MADHU, P. PRAJEESHA et A. S. KULKARNI, « Radar Emitter Identification using Signal Noise and Power Spectrum Analysis in Deep Learning », in *2022 Fifth International Conference of Women in Data Science at Prince Sultan University (WiDS PSU)*, 2022, p. 52-57. DOI : 10.1109/WiDS-PSU54548.2022.00022.
- [106] J.-W. HAN et C. H. PARK, « A Unified Method for Deinterleaving and PRI Modulation Recognition of Radar Pulses Based on Deep Neural Networks », *IEEE Access*, t. 9, p. 89 360-89 375, 2021. DOI : 10.1109/ACCESS.2021.3091309.
- [107] Z.-M. LIU, « Pulse Deinterleaving for Multifunction Radars With Hierarchical Deep Neural Networks », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 57, 6, p. 3585-3599, 2021. DOI : 10.1109/TAES.2021.3079571.
- [108] S. APFELD et A. CHARLISH, « Recognition of Unknown Radar Emitters With Machine Learning », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 57, 6, p. 4433-4447, 2021. DOI : 10.1109/TAES.2021.3098125.
- [109] G. QIANG, T. LONG, W. XINLIANG, Q. LIANGANG et S. WENMING, « Deinterleaving of radar pulse based on implicit feature », *Journal of Systems Engineering and Electronics*, p. 1-13, 2023. DOI : 10.23919/JSEE.2023.000032.
- [110] Z.-M. LIU et P. S. YU, « Classification, Denoising, and Deinterleaving of Pulse Streams With Recurrent Neural Networks », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 55, 4, p. 1624-1639, 2019. DOI : 10.1109/TAES.2018.2874139.
- [111] S. MINAEE, Y. BOYKOV, F. PORIKLI, A. PLAZA, N. KEHTARNAVAZ et D. TERZOPOULOS, « Image Segmentation Using Deep Learning : A Survey », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, t. 44, 7, p. 3523-3542, 2022. DOI : 10.1109/TPAMI.2021.3059968.
- [112] K. NEZAMABADI, N. SARDARIPOUR, B. HAGHI et M. FOROUZANFAR, « Unsupervised ECG Analysis : A Review », *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, t. 16, p. 208-224, 2023. DOI : 10.1109/RBME.2022.3154893.
- [113] A. NEWSON, « On Several Mathematical and Data-Driven Models for Image and Video Editing, Synthesis and Analysis », Habilitation à diriger des recherches, Institut Polytechnique de Paris, fév. 2023. adresse : <https://hal.science/tel-04198797>.
- [114] X. LI, Z. LIU et Z. HUANG, « Deinterleaving of Pulse Streams With Denoising Autoencoders », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 56, 6, p. 4767-4778, 2020. DOI : 10.1109/TAES.2020.3004208.

-
- [115] K. TAN, W. YAN, L. ZHANG, Q. LING et C. XU, « Semi-Supervised Specific Emitter Identification Based on Bispectrum Feature Extraction CGAN in Multiple Communication Scenarios », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 59, 1, p. 292-310, 2023. DOI : 10.1109/TAES.2022.3184619.
- [116] M. MOTTIER, G. CHARDON et F. PASCAL, « Désentrelacement et classification des émetteurs RADARs basés sur l'utilisation des distances de Transport Optimal », in *Conference on Artificial Intelligence for Defense*, sér. Actes de la 4ème Conference on Artificial Intelligence for Defense (CAID 2022), DGA Maîtrise de l'Information, Rennes, France, nov. 2022. adresse : <https://hal.science/hal-03881736>.
- [117] A. DADGARNIA et M. T. SADEGHI, « A novel method of deinterleaving radar pulse sequences based on a modified DBSCAN algorithm », *China Communications*, t. 20, 2, p. 198-215, 2023. DOI : 10.23919/JCC.2023.02.012.
- [118] S. WEI, Q. QU, Y. WU, M. WANG et J. SHI, « PRI Modulation Recognition Based on Squeeze-and-Excitation Networks », *IEEE Communications Letters*, t. 24, 5, p. 1047-1051, 2020. DOI : 10.1109/LCOMM.2020.2970397.
- [119] A. TORRE, A. TAYLOR, D. POUILLIN et T. CHONAVEL, « Parameters Extraction of Unknown Radar Signals Using Change Point Detection », *International Radar Conference*, 2023.
- [120] R. G. WILEY, « PRI Analysis and Deinterleaving », 2014. adresse : <https://www.slideshare.net/RohdeSchwarzNA/pri-and-deinterleaving-aoc-course-2013-2-per-page>.
- [121] X. LI, Z. LIU et Z. HUANG, « Attention-Based Radar PRI Modulation Recognition With Recurrent Neural Networks », *IEEE Access*, t. 8, p. 57 426-57 436, 2020. DOI : 10.1109/ACCESS.2020.2982654.
- [122] Q. QU, S. WEI, Y. WU et M. WANG, « ACSE Networks and Autocorrelation Features for PRI Modulation Recognition », *IEEE Communications Letters*, t. 24, 8, p. 1729-1733, 2020. DOI : 10.1109/LCOMM.2020.2992266.
- [123] H. P. K. NGUYEN, H. Q. NGUYEN et D. T. NGO, « Deep Learning for Pulse Repetition Interval Classification », in *International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, 2019. adresse : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:88480012>.
- [124] H. C. FENG, B. TANG et T. WAN, « Radar pulse repetition interval modulation recognition with combined net and domain-adaptive few-shot learning », *Digital Signal Processing*, t. 127, p. 103 562, 2022, ISSN : 1051-2004. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2022.103562>. adresse : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200422001798>.

-
- [125] Y. TANG, M. HE, X. TANG, J. HAN et X. FAN, « Method for automatically identifying PRI patterns of complex radar signals », *The Journal of Engineering*, t. 2019, 20, p. 6975-6978, 2019. DOI : <https://doi.org/10.1049/joe.2019.0487>. eprint : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1049/joe.2019.0487>. adresse : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/joe.2019.0487>.
- [126] E. NORGRÉN, « Pulse Repetition Interval Modulation Classification using Machine Learning », 2019. adresse : <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1278712/FULLTEXT02.pdf>.
- [127] Y. GAO et M. TIAN, « A method dealing with complex PRI modulation with adaptive prediction in real-time pulse tracking », in *IET International Radar Conference 2015*, 2015, p. 1-4. DOI : 10.1049/cp.2015.1239.
- [128] S. BAILIE, « An FPGA Implementation of Incremental Clustering for Radar Pulse », 2013. adresse : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:53545431>.
- [129] S. DANIEL, G. JEAN-FRANÇOIS et L. JEAN-MARIE, « Procédé de désentrelacement de signaux radars », WO2016107905A1, 30 déc. 2015.
- [130] S. u. REHMAN, S. ASGHAR et S. FONG, « DBSCAN : Past, present and future », fév. 2014. DOI : 10.1109/ICADIWT.2014.6814687.
- [131] E. RENDÓN, I. ABUNDEZ, A. ARIZMENDI et E. M. QUIROZ, « Internal versus External cluster validation indexes », 2011. adresse : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:16604539>.
- [132] F. TAMAGNAN, F. BOUQUET, A. VERNOTTE et B. LEGEARD, « Regression Test Generation by Usage Coverage Driven Clustering on User Traces », in *2023 IEEE International Conference on Software Testing, Verification and Validation Workshops (ICSTW)*, 2023, p. 82-89. DOI : 10.1109/ICSTW58534.2023.00026.
- [133] D. DAVIES et D. BOULDIN, « A Cluster Separation Measure », *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. PAMI-1, p. 224-227, mai 1979. DOI : 10.1109/TPAMI.1979.4766909.
- [134] A. K. SINGH, S. MITTAL, P. MALHOTRA et Y. V. SRIVASTAVA, « Clustering Evaluation by Davies-Bouldin Index(DBI) in Cereal data using K-Means », in *2020 Fourth International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, 2020, p. 306-310. DOI : 10.1109/ICCMC48092.2020.ICCMC-00057.
- [135] L. E. BRITO DA SILVA, N. M. MELTON et D. C. WUNSCH, « Incremental Cluster Validity Indices for Online Learning of Hard Partitions : Extensions and Comparative Study », *IEEE Access*, t. 8, p. 22 025-22 047, 2020. DOI : 10.1109/ACCESS.2020.2969849.
- [136] T. CALINSKI et H. JA, « A Dendrite Method for Cluster Analysis », *Communications in Statistics - Theory and Methods*, t. 3, p. 1-27, jan. 1974. DOI : 10.1080/03610927408827101.

-
- [137] S. ŁUKASIK, P. A. KOWALSKI, M. CHARYTANOWICZ et P. KULCZYCKI, « Clustering using flower pollination algorithm and Calinski-Harabasz index », in *2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 2016, p. 2724-2728. DOI : 10.1109/CEC.2016.7744132.
- [138] X. ZHANG, J. SU, H. ZHANG, X. ZHANG, X. CHEN et Y. CUI, « Traffic accident location study based on AD-DBSCAN Algorithm with Adaptive Parameters », in *2023 26th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, 2023, p. 1160-1165. DOI : 10.1109/CSCWD57460.2023.10152613.
- [139] P. ROUSSEEUW, « Rousseeuw, P.J. : Silhouettes : A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Comput. Appl. Math.* 20, 53-65 », *Journal of Computational and Applied Mathematics*, t. 20, p. 53-65, nov. 1987. DOI : 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
- [140] K. R. SHAHAPURE et C. NICHOLAS, « Cluster Quality Analysis Using Silhouette Score », in *2020 IEEE 7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*, 2020, p. 747-748. DOI : 10.1109/DSAA49011.2020.00096.
- [141] A. M. BAGIROV, R. M. ALIGULIYEV et N. SULTANOVA, « Finding compact and well-separated clusters : Clustering using silhouette coefficients », *Pattern Recognition*, t. 135, p. 109144, 2023, ISSN : 0031-3203. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.109144>. adresse : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320322006239>.
- [142] J. XU, B. XU, P. WANG et al., « Self-Taught convolutional neural networks for short text clustering », *Neural Networks*, t. 88, p. 22-31, 2017, ISSN : 0893-6080. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2016.12.008>. adresse : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608016301976>.
- [143] I. CHOURIB, G. GUILLARD, I. R. FARAH et B. SOLAIMAN, « Structured Case Base Knowledge using Unsupervised Learning », in *2022 6th International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*, 2022, p. 1-6. DOI : 10.1109/ATSIP55956.2022.9805879.
- [144] M. LUTZ et M. BISWAL, « Supervised Noise Reduction for Clustering on Automotive 4D Radar », in *2021 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, 2021, p. 1-7. DOI : 10.1109/SSCI50451.2021.9659953.
- [145] M. A. BALUTOIU, D. STURZU, C.-A. BOIANGIU, M.-L. VONCILA, N. TARBA et G. V. VLASCEANU, « On How To Combine Image Segmentation Algorithms Using Entropy », in *2021 20th RoEduNet Conference : Networking in Education and Research (RoEduNet)*, 2021, p. 1-5. DOI : 10.1109/RoEduNet54112.2021.9638272.

-
- [146] E. BISONG, « Google Cloud Machine Learning Engine (Cloud MLE) », in *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*, Apress, 2019, p. 545-579. DOI : 10.1007/978-1-4842-4470-8_41. adresse : https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8_41.
- [147] C. E. pour la RECHERCHE NUCLÉAIRE (CERN), *règles des trois sigmas*. adresse : <https://home.cern/fr/resources/faqs/five-sigma>.
- [148] T. F. CHAN, G. H. GOLUB et R. J. LEVEQUE, « Algorithms for Computing the Sample Variance : Analysis and Recommendations », *The American Statistician*, t. 37, 3, p. 242-247, 1983, ISSN : 00031305. adresse : <http://www.jstor.org/stable/2683386> (visité le 26/10/2023).
- [149] « R0101 Marine Radar Beacons (Racons) », rapp. tech., 2004. adresse : <https://www.iala-aism.org/product/r0101/>.
- [150] Z.-M. LIU, « Online Pulse Deinterleaving With Finite Automata », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, t. 56, 2, p. 1139-1147, 2020. DOI : 10.1109/TAES.2019.2925447.

Titre : Développement de transpondeurs maritimes de nouvelle génération

Mot clés : Transpondeurs intelligents, Racon, intelligence artificielle explicable (XAI), signaux radar, désentrelacement, apprentissage non supervisé, clustering, analyse temporelle, homogénéité, exhaustivité.

Résumé : Un Racon est un transpondeur maritime pour l'aide à la navigation. Il réagit aux sollicitations des radars des navires et transmet des informations de cap, de danger, etc. Or, les performances d'un Racon se détériorent dans des zones très fréquentées où tous les navires ne reçoivent pas les informations requises. Dans cette thèse, nous implémentons des algorithmes d'apprentissage non supervisé afin que, sans connaissance a priori, un Racon caractérise son environnement. Une base de données de signaux radar est générée en s'appuyant sur les fiches techniques des différents radars maritimes civils existants. Dans un premier

temps, les algorithmes commencent par regrouper en clusters les impulsions détectées selon leurs paramètres primaires. Puis, les impulsions détectées sont séquencées en fonction de leur différence de temps d'arrivée. Enfin, grâce à nos connaissances générales sur les radars, nous reconstruisons les signatures des radars. Afin d'évaluer les performances, nous avons simulé des scénarios avec différents radars, de tous types de technologie, autour d'un Racon. Les résultats obtenus montrent que nous parvenons à caractériser les radars environnants un Racon et à différencier les radars ayant une signature identique.

Title: Development of new-generation marine transponders

Keywords: Intelligent transponders, Racon, explainable artificial intelligence, radar signals, deinterleaving, unsupervised learning, clustering, temporal analysis, homogeneity, completeness.

Abstract: A Racon is a maritime transponder used as an aid to navigation. It responds to ship radar pulses and transmits information on course, hazards etc. However, the performance of a transponder deteriorates in busy areas where not all ships receive the required information. In this thesis, we implement unsupervised learning algorithms so that, without any prior knowledge, a Racon can characterize its environment. A database of radar signals is generated using the data sheets of the various existing civilian marine radars. The algorithms begin

by grouping the detected pulses into clusters according to their primary parameters. Then the pulses are sequenced according to their time-of-arrival differences. Finally, using our general knowledge of radars, we reconstruct radars signatures. To evaluate performance, we simulated scenarios with different radars, of all types of technology, around a given Racon. The results obtained show that we are able to characterize the radars surrounding a Racon and distinguish between radars with identical signatures.