

Extraction du fouillis de mer par approche variationnelle et par réseau de neurones

Jordan Michelet^{*†}, Laurent Mascarilla^{*}, Henry Chandran[†], and Michel Berthier^{*}

^{*} Laboratory MIA, La Rochelle University 17000, France

[†] Bowen Company, Les Ulis 91940, France

Abstract—Dans cet article, nous proposons un réseau de neurones supervisé par deux méthodes de traitement d'image dédiées à l'extraction du fouillis de mer et au renforcement du signal d'intérêt dans des images de radar marin cohérent. Ces méthodes de traitement d'image utilisées pour la supervision du réseau de neurones proposé, un double auto-encodeur, permettent de pallier le manque de vérité terrain fiable fournit par la base de données du CSIR utilisée dans nos expérimentations. L'architecture proposée tient compte de la diversité des fouillis de mer et des signaux d'intérêt rencontrés dans les données réelles, en particulier lorsqu'elles sont acquises dans des conditions de mer agitée. Les expériences menées sur la base de données du CSIR montrent que notre approche est pertinente pour isoler les signaux d'intérêt endo-clutter et exo-clutter, et peut donc être utile pour faciliter l'étape de détection de cibles.

Index Terms—image de radar marin cohérent ; extraction du fouillis de mer ; auto-encodeur convolutif ;

I. INTRODUCTION

La plupart des méthodes de traitement d'images provenant de radars marins cohérents visent à mettre en évidence deux types d'information distincts. Le premier est relatif au fouillis de mer (Sea Clutter : SC) et correspond au signal rétro-diffusé par la surface marine [12]. L'extraction du SC permet, par exemple, d'obtenir des paramètres océanographiques [9]. Le second est relatif au signal d'intérêt (Signal Of Interest : SOI) qui est le signal rétro-diffusé par tout type d'objets flottants, par exemple des bateaux, mais aussi par le sol (on parle alors de fouillis de sol) [12]. Dans cet article, l'extraction du SC est vu comme un prétraitement facilitant l'étape de détection de cibles. Les images radar y sont analysées en utilisant soit l'intégration non cohérente (non-coherent integration : NCI) qui représente l'énergie rétro-diffusée de chaque cellule, soit la carte distance-Doppler (Range-Doppler Map : RDM) qui contient l'information fréquentielle pour chaque distance par rapport au radar. Dans une RDM typique, le SC apparaît comme une large bande de fréquence proche de la fréquence nulle et dont les contours sont très irréguliers, en particulier en cas d'embruns causés par le vent [5], [11]. Un objet d'intérêt apparaît soit comme une tâche située dans le SC, c'est-à-dire endo-clutter, soit comme une tâche située hors du SC, c'est-à-dire exo-clutter. Enfin, l'énergie d'un objet d'intérêt peut être supérieure ou inférieure à celle du SC.

Ce travail est partiellement financé par l'Agence de l'innovation de défense (Direction générale des armements). Nous remercions le CSIR pour l'accès à la base de données "small boat trails sea clutter database" [18].

La grande diversité des configurations possibles présentes dans les données réelles rend complexe le traitement des images radar marin cohérent. L'extraction du SC peut être réalisé par des modélisations statistiques du SC reposant sur des distributions supposées décrire la superposition des vagues capillaires, de gravité et de déferlement [13], [15]. Cependant, ces modélisations ne sont pertinentes que pour certains états de mer [16]. L'obtention d'algorithmes ne reposant sur aucune hypothèse de nature statistique sur le SC paraît donc primordiale. Ces alternatives s'appuient, par exemple, sur des méthodes de traitement d'image par approche variationnelle qui ne nécessitent aucune hypothèse sur le SC [8] ou sur des réseaux neuronaux [17].

L'objectif principal de cette contribution est de proposer un algorithme d'apprentissage profond pour l'extraction du SC. Nous proposons un double Auto-Encodeur (AE) convolutif, variationnel et résiduel, permettant à la fois d'extraire le SC et de mettre en évidence le SOI dans des conditions de mer variées. L'entraînement est fait grâce à deux méthodes de traitement d'image dédiées à l'extraction du SC. L'une utilise l'énergie du signal rétro-diffusé, l'autre la phase du signal rétro-diffusé. Ces deux méthodes sont complémentaires, car efficaces dans des configurations distinctes de SC et de SOI. Les expériences ont été réalisées sur des données réelles provenant du jeu de données du Conseil sud-africain de la recherche scientifique et industrielle (CSIR) [18]. Cette base de données contient une grande diversité de configurations de SC et de SOI. Cependant, la vérité terrain fournie par le CSIR, insuffisamment précise pour notre cas d'étude, n'a pas été exploitée. Elle a été remplacée par une expertise humaine qui indique simplement si l'image radar contient ou non des cibles et si ces dernières sont des cibles endo- ou exo-clutter. Cette expertise humaine intervient uniquement lors de la phase d'apprentissage afin de faciliter le choix de la méthode de traitement d'image la plus adaptée et en aucun cas lors de phase d'extraction du SC.

Cette contribution est organisée de la façon suivante. En section II, les deux acquisitions utilisées et la stratégie de visualisation des résultats sont détaillées. Le réseau de neurones proposé est décrit en section III. Enfin, les résultats d'extraction du SC sont décrits et évalués en section IV.

II. DONNÉES RADAR ET MÉTHODOLOGIE GLOBALE

Les acquisitions utilisées pour les expérimentations proviennent de la campagne du CSIR de 2006–2007 faite à partir

d'un radar marin à synthèse d'ouverture en bande X [18]. Les acquisitions sélectionnées, notées \mathcal{A}_1 et \mathcal{A}_2 , contiennent :

- \mathcal{A}_1 – une cible endo-clutter (bateau semi-rigide) à 2650m. L'état de mer sur l'échelle de Douglas est de 5 (voir Figure 2a).
- \mathcal{A}_2 – une cible exo-clutter à 12900m avec un effet Doppler positif et des crêtes de vagues endo-clutter, *i.e.* les tâches à 12750m et 12900m. L'état de mer sur l'échelle de Douglas est de 4.5 (voir Figure 2a).

Dans la base de données du CSIR, en raison de l'étape de démodulation, une acquisition \mathcal{A} , *i.e.* \mathcal{A}_1 ou \mathcal{A}_2 , est une image tridimensionnelle à valeurs complexes. La première dimension est la distance r au radar, la deuxième l'azimut a . Enfin, la troisième est le nombre d'impulsions p_{\max} groupées en un train d'onde et émises toutes les τ^{PRI} secondes (Pulse Repetition Interval: PRI). L'image relative à \mathcal{A}_1 , resp. \mathcal{A}_2 , est de taille (61, 833, 64), resp. (126, 1372, 64). Dans cet article, une acquisition \mathcal{A} est visualisée sous forme d'image en niveaux de gris de deux façons différentes. La première fait appel à la NCI notée $\|\mathcal{A}\|$ pour l'acquisition \mathcal{A} , est définie par

$$\|\mathcal{A}\|(r, a) = \|\mathcal{A}\|(\vec{z}) = \frac{1}{p_{\max}} \sum_{p=1}^{p_{\max}} |\mathcal{A}(\vec{z}, p)|. \quad (1)$$

La seconde fait appel à la RDM, notée $[\hat{A}]$. Elle utilise la transformée de Fourier de \mathcal{A} appliquée pour chaque distance r sur la deuxième et troisième dimension regroupées (voir Figure 2a pour des exemples) [12]. Dans cet article, les deux méthodes de traitement d'image, utilisées pour la supervision du réseau de neurones, sont appliquées sur la NCI. L'extraction du SC par ces méthodes suit le processus décrit ci-après [8]. Soit $\mathcal{P}_{\Omega}^N \in [0; 1]$ l'estimateur de densité par noyau de l'ensemble Ω défini par [10]

$$\mathcal{P}_{\Omega}(x) = \frac{1}{|\Omega|h\sqrt{2\pi}} \sum_{x_i \in \Omega} \exp\left(-\frac{(x - x_i)^2}{2h^2}\right), \quad (2)$$

où h est un coefficient de lissage. En notant $\mathcal{I}(\vec{z})$ le résultat de l'une des méthodes de traitement d'image décrites en section III-A, la densité $\mathcal{P}_{\mathcal{I}(\vec{z})}^N(x)$ est vue comme une fonction de transfert pondérant \mathcal{A} . Ainsi, le SC extrait est défini par $\mathcal{A}_{(\text{SC})}(\vec{z}, p) = \mathcal{P}_{\mathcal{I}(\vec{z})}^N(\mathcal{I}(\vec{z})) \mathcal{A}(\vec{z}, p)$. Le SOI est obtenu par différence, soit $\mathcal{A}_{(\text{SOI})} = \mathcal{A} - \mathcal{A}_{(\text{SC})}$.

III. DOUBLE AÉS POUR L'EXTRACTION DU SC

Le réseau de neurones proposé, et décrit dans cette section, permet l'extraction du SC et donc la mise en évidence du SOI. Il fait appel à des AEs, comme souvent en débruitage d'images [7]. Concernant la base de données d'entraînement, l'expertise humaine permet de choisir l'une des deux méthodes de traitement d'image décrites ci-après. La plus adaptée nous permet d'obtenir une image du SC séparé du SOI qui servira lors de la phase d'entraînement.

A. Méthodes de traitement d'images pour la supervision

1) *Modèle à k -phases de Chan-Vese et à interface diffuse*: Après comparaison de trois méthodes de segmentation d'image par approche géométrique dans [8], les auteurs concluent que le modèle de champs à interface diffuse (Chan-Vese k -phase diffuse interface motion : CV- k P), appliqué sur la NCI, produit la meilleure extraction du SC. Le CV- k P est défini par (voir [8] pour plus de détails)

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\mu}{\varepsilon c_W} W'(\phi - [\phi]) + \varepsilon \frac{\mu}{c_W} \Delta \phi + \alpha T_{AD}(\#), \quad (3)$$

où ϕ est la fonction spatio-temporelle, μ un paramètre de régularisation, ε l'épaisseur du contour entre les régions et T_{AD} le terme d'attache aux données, pondéré par α , qui est une adaptation de celui introduit par Chan et Vese dans [4]. L'implémentation du CV- k P utilise un schéma numérique décrit dans [8].

2) *Traitement pulse-Doppler*: Pour rappel, les acquisitions utilisées ont été acquises à partir d'un radar pulse-Doppler cohérent. La fréquence Doppler moyenne, notée $f^D(\vec{z})$, de la cellule $\vec{z} = (r, a)$ peut donc être estimée par [3], [14]

$$f^D(\vec{z}) = \frac{1}{p_{\max} - 1} \frac{1}{\tau^{PRI}} \sum_{p=1}^{p_{\max} - 1} \frac{1}{2\pi} \arg\left(\frac{\mathcal{A}(\vec{z}, p+1)}{\mathcal{A}(\vec{z}, p)}\right). \quad (4)$$

La fréquence Doppler est positive, resp. négative, pour une cible se rapprochant, resp. s'éloignant, du radar. À la différence du CV- k P, cette méthode est un traitement à très faible temps de calcul. Dans la suite, il est nommé traitement Pulse-Doppler (Pulse-Doppler Processing : PDP).

B. Base de données d'entraînement

Pour la phase d'entraînement, notre base de données est obtenue à partir d'acquisitions de la base du CSIR. Elle est composée de régions notées $\mathcal{A}^{\#}$ de taille (20, 10, 64). À partir d'une acquisition, une fenêtre glissante sans recouvrement en distance et avec un demi-recouvrement en azimut est appliquée pour obtenir les régions $\mathcal{A}^{\#}$. La RDM de chaque région est ensuite calculée (voir Figure 2a pour des exemples). Pour équilibrer la base de données, qui initialement comporte plus de régions étiquetées 'sans SOI' que 'avec SOI', une augmentation de données (miroir horizontal et vertical) est appliquée sur les régions étiquetées 'avec SOI'. Au final, notre base d'apprentissage est composée de 17 000 régions dont 60% ont été assignées aléatoirement à l'ensemble d'apprentissage, 20% à l'ensemble de validation et 20% à l'ensemble de test.

C. Architecture du double AEs

Le réseau de neurones proposé se compose de deux AEs convolutifs, résiduels et variationnels ayant la même architecture. Il s'agit d'une adaptation du réseau SegNet [1], [7] avec couches résiduelles et reparamétrisation du code en sortie de chaque encodeur. Les modifications faites sont les suivantes. Au sein des blocs de couches convolutives, la normalisation par lot (batch normalisation) a été enlevée et l'entrée des couches intermédiaires est la combinaison linéaire des précédentes. En sortie de réseau et après chaque couche

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = & \text{MSE} \left(X_{\text{SOI}}, \left| \widehat{A}^{\#}_{(\text{SOI})} \right| \right) + \text{MSE} \left(X_{\text{SC}}, \left| \widehat{A}^{\#}_{(\text{SC})} \right| \right) + \gamma \beta \text{MSE} \left(X_{\text{SOI}} + X_{\text{SC}}, \left| \widehat{A}^{\#} \right| \right) \\ & + \beta \text{Div}_{\text{KL}} \left(\mathcal{N}(\mu_{\text{SOI}}, \sigma_{\text{SOI}}) \parallel \mathcal{N}(0, 1) \right) + \beta \text{Div}_{\text{KL}} \left(\mathcal{N}(\mu_{\text{SC}}, \sigma_{\text{SC}}) \parallel \mathcal{N}(0, 1) \right) \end{aligned} \quad (5)$$

convolutive, la fonction d'activation ReLU est utilisée. Le code obtenu par la partie encodage est composé d'une valeur par distance. Pour l'étape de reparamétrisation, deux couches denses permettent d'obtenir, pour chaque distance, μ pour l'une et σ pour l'autre. Le code final résulte d'un tirage aléatoire selon la loi $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$. Enfin, puisque le SOI a une distribution anisotrope dans la direction des distances (voir Figure 2a), des filtres horizontaux (rectangulaires) sont utilisés car plus adaptés que les filtres carrés couramment utilisés. Cette forme de filtre est utilisée pour les couches convolutives et de MaxPooling. Ainsi, comme montré sur la Figure 1, le premier AE fournit le SOI (noté AE_{SOI}) tandis que le second fournit le SC (noté AE_{SC}). La dernière couche ne contient aucun paramètre : elle est la somme de la sortie du AE_{SOI} et du AE_{SC} . Cela permet de forcer la séparation entre le SC et le SOI. L'unique hypothèse utilisée pour définir notre double AE est que le SC est une information s'ajoutant au SOI.

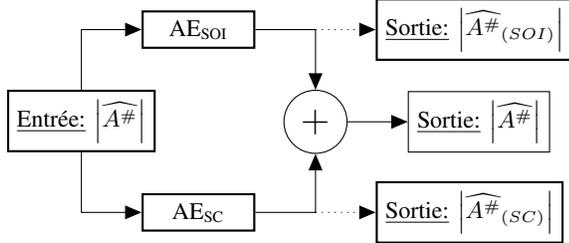


Fig. 1. Architecture simplifiée du double AE proposé pour l'extraction du SC et la mise en évidence du SOI.

D. Phase d'entraînement

L'étape d'entraînement fait appel à l'optimiseur Adadelta et à une fonction de coût \mathcal{L} définie par (5). Elle est composée de trois erreurs quadratiques moyennes (Mean Square

Error : MSE), correspondant aux trois sorties du réseau (voir Figure 1), et d'une divergence de Kullback-Leibler (KL) pour chaque AE.

La sortie de l' AE_{SC} , resp. de l' AE_{SOI} , est notée X_{SC} , resp. X_{SOI} . Afin d'éviter que le gradient s'annule (*vanishing gradient*) dû à la minimisation de la divergence de KL [6], un schéma de type recuit simulé est appliqué en faisant varier l'hyper-paramètre β sur huit cycles de mille époques [2]. Cela permet d'estimer le SC et le SOI puis de reconstruire par leur addition l'image donnée en entrée (grâce à l'hyper-paramètre γ).

IV. APPLICATION SUR DONNÉES RÉELLES

Cette section contient une description de l'extraction du SC menée sur les données sélectionnées, c'est-à-dire \mathcal{A}_1 et \mathcal{A}_2 (voir Figure 2a) ainsi qu'une discussion des résultats obtenus.

Pour la visualisation dans la RDM des résultats d'extraction du SC, l'image de sortie $\mathcal{I}(\vec{z})$ est $\phi(\vec{z}, T_f)$ pour le CV- k P et $f^D(\vec{z})$ pour le PDP. Les résultats de l'extraction du SC, resp. de la mise en évidence du SOI, sont présentés en Figure 2b, resp. Figure 3b, pour le CV- k P et en Figure 2c, resp. Figure 3c, pour le PDP. La Figure 2d, resp. Figure 3d, présente les résultats d'extraction du SC, resp. de la mise en évidence du SOI, à partir du double AEs après entraînement.

A. Discussion des résultats

Les deux acquisitions $\mathcal{A}_1^{\#}$ et $\mathcal{A}_2^{\#}$ ont été sélectionnées pour illustrer deux situations distinctes typiques. La première contient une cible endo-clutter située à 2 650m tandis que le SC est la bande verticale à fréquence Doppler nulle (voir Figure 2a). Séparer ce type de cible du SC à partir de la RDM est difficile. La seconde contient une cible exo-clutter située à 12 900m tandis que les deux tâches à $r = 12\,900\text{m}$ et $12\,750\text{m}$

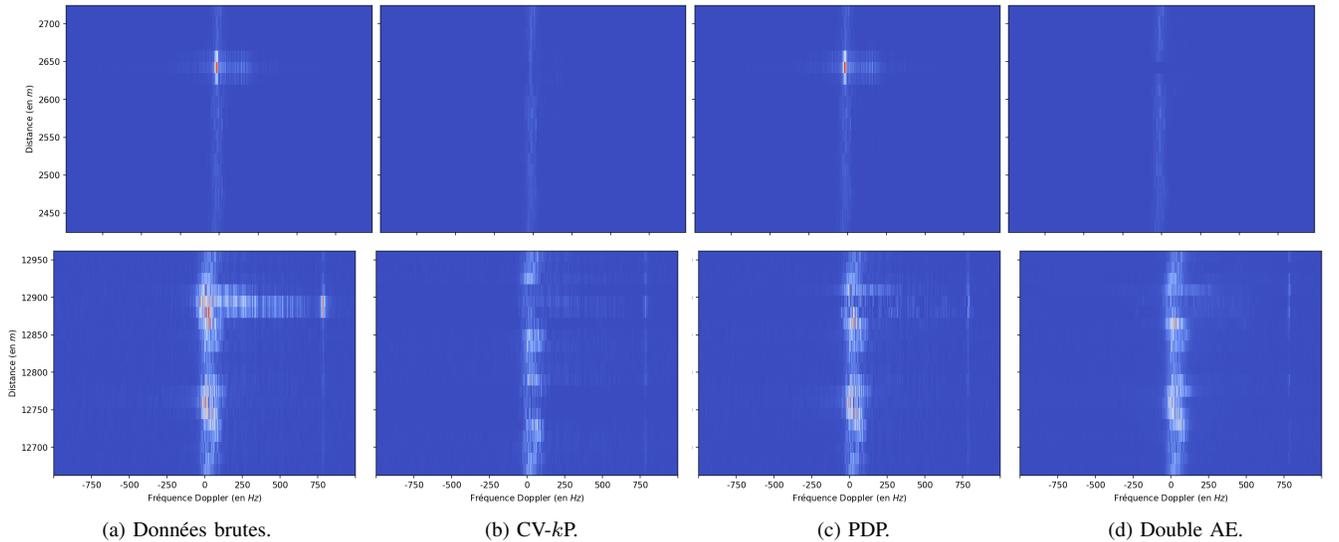


Fig. 2. (d) : Résultats de la sortie du double AE (le SC) à partir des données brutes (a) \mathcal{A}_1 \mathcal{A}_2 – (b) et (c) : Résultats des méthodes de traitement d'image utilisées lors de la phase d'entraînement du double AE. Première ligne : \mathcal{A}_1 , deuxième ligne : \mathcal{A}_2 .

(proches de la fréquence Doppler nulle) correspondent aux crêtes de vagues, considérées comme appartenant au SC (voir Figure 2a). En utilisant la NCI, elles peuvent être confondues avec des cibles.

D’après les résultats présentés en Figure 2 et 3, le double AE supervisé par le CV- k P et le PDP traite correctement les cas $\mathcal{A}_1^\#$ et $\mathcal{A}_2^\#$ (voir Figure 2d, resp. Figure 3d, pour les résultats d’extraction du SC, resp. de mise en évidence du SOI). Comme dit précédemment, la seule hypothèse faite est que le SC est une information s’ajoutant au SOI.

V. CONCLUSION

Dans cet article, un double AEs convolutif, résiduel et variationnel a été proposé ainsi que la méthodologie pour son entraînement. Il repose sur un schéma de type recuit simulé et sur deux méthodes de traitement d’image dédiées qui pallient l’absence d’une vérité terrain fiable. Ces deux méthodes, complémentaires puisque adaptées à des conditions d’acquisitions différentes, permettent de traiter un large panel de situations réelles couramment rencontrées dans des images de radar marin cohérent. Cependant, le choix de l’une ou l’autre des deux méthodes demandent une connaissance experte sur le type d’acquisition considéré. Le réseau de neurones proposé, une fois entraîné, n’utilise aucun a priori de ce genre lors de la phase d’extraction du SC. Les expériences réalisées sur la base de données du CSIR ont mis en évidence l’efficacité de cette architecture pour l’extraction du SC et la mise en évidence du SOI dans des conditions de mer agitée. Des travaux futurs viseront à améliorer ces résultats dans le cas le plus difficile : une cible endo-clutter ayant une énergie rétro-diffusée inférieure à celle du SC.

REFERENCES

- [1] V. Badrinarayanan, A. Kendall, and R. Cipolla, “SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 12, pp. 2481–2495, dec 2017.

- [2] S. R. Bowman, L. Vilnis, O. Vinyals, A. M. Dai, R. Jozefowicz, and S. Bengio, “Generating sentences from a continuous space,” *arXiv preprint arXiv:1511.06349*, 2015.
- [3] R. Cariou, *Le traitement du signal radar*, Dunod, 2012.
- [4] T. F. Chan and L. A. Vese, “Active contours without edges,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, no. 2, pp. 266–277, 2001.
- [5] V. C. Chen, F. Li, S.-S. Ho, and H. Wechsler, “Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, no. 1, pp. 2–21, 2006.
- [6] H. Fu, C. Li, X. Liu, J. Gao, A. Celikyilmaz, and L. Carin, “Cyclical annealing schedule: A simple approach to mitigating KL vanishing,” *arXiv preprint arXiv:1903.10145*, 2019.
- [7] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep learning*, MIT press, 2016.
- [8] J. Michelet, L. Mascarilla, H. Chandran, and M. Berthier, “Geometric segmentation of sea clutter in coherent radar images: Range-Doppler Map versus Range-Time Intensity Map,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 57, no. 4, pp. 2278–2287, aug 2021.
- [9] M. Parenthoën, T. Jourdan, and J. Tisseau, “IPAS: Interactive Phenomenological Animation of the Sea,” 2004.
- [10] E. Parzen, “On estimation of a probability density function and mode,” *The annals of mathematical statistics*, vol. 33, no. 3, pp. 1065–1076, 1962.
- [11] A. M. Raynal and A. W. Doerry, “Doppler characteristics of sea clutter,” *New Mexico: Sandia National Laboratories*, jun 2010.
- [12] M. I. Skolnik, “Radar handbook, third edition,” *Mc Graw-Hill Companies*, 2008.
- [13] F. Totir, E. Radoi, L. Anton, C. Ioana, A. Serbanescu, and S. Stankovic, “Advanced sea clutter models and their usefulness for target detection,” *MTA Review*, vol. 18, no. 3, pp. 257–272, 2008.
- [14] J. Ville, “Théorie et application de la notion de signal analytique,” *Câbles et transmissions*, vol. 2, no. 1, pp. 61–74, 1948.
- [15] D. Walker, “Doppler modelling of radar sea clutter,” *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, vol. 148, no. 2, pp. 73–80, 2001.
- [16] S. Watts, “Modeling and simulation of coherent sea clutter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 4, pp. 3303–3317, 2012.
- [17] L. Wen, C. Zhong, X. Huang, and J. Ding, “Sea clutter suppression based on selective reconstruction of features,” in *2019 6th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar (APSAR)*. IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [18] H. De Wind, J. Cilliers, and P. Herselman, “Dataware: Sea clutter and small boat radar reflectivity databases [best of the web],” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 27, no. 2, pp. 145–148, 2010.

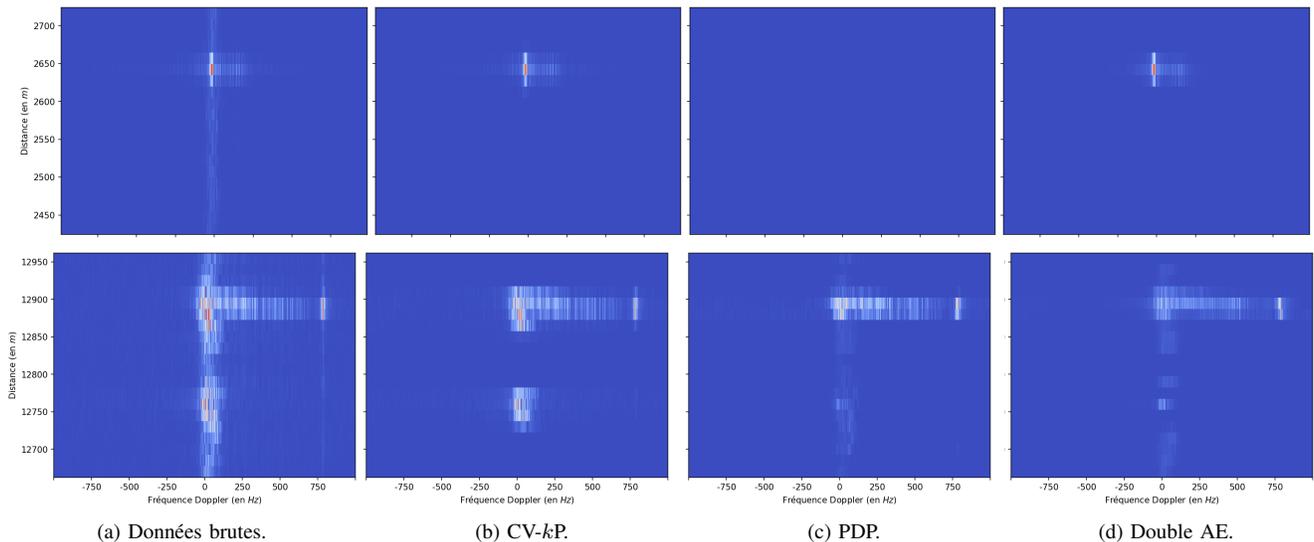


Fig. 3. (d) : Résultats de la sortie du double AE (le SOI) à partir des données brutes (a) \mathcal{A}_1 et \mathcal{A}_2 – (b) et (c) : Résultats des méthodes de traitement d’image utilisées lors de la phase d’entraînement du double AE. Première ligne : \mathcal{A}_1 , deuxième ligne : \mathcal{A}_2 .