

Filtre de paroi par apprentissage profond pour l'estimation de vitesse Doppler en échocardiographie

Julia PUIG Fabien MILLIOZ Damien GARCIA Denis FRIBOULET

Univ Lyon, INSA-Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, UJM-Saint Etienne, CNRS, Inserm, CREATIS UMR 5220, U1294

Résumé – L'échocardiographie Doppler couleur permet de visualiser le mouvement du sang dans le cœur, en filtrant temporellement les signaux ultrasonores, puis en estimant la phase de ces signaux filtrés. Ces étapes nécessitent un nombre d'acquisitions qui limitent l'utilité clinique de cette imagerie. Nous proposons une méthode basée sur l'apprentissage profond pour filtrer les signaux acquis à partir d'un nombre réduit d'échantillons. Couplée à une méthode estimant la vitesse Doppler à partir de ce même nombre d'échantillons, nous montrons sur des simulations d'acquisitions échocardiographiques la possibilité d'accélérer la cadence de l'échocardiographie Doppler.

Abstract – Color Doppler echocardiography visualizes the movement of blood in the heart, by temporally filtering ultrasound signals and then estimating the phase of these filtered signals. These steps require a number of acquisitions that limit the clinical utility of this imaging. We propose a deep learning-based method for filtering signals acquired from a reduced number of samples. When coupled with a method for estimating the Doppler velocity from the same number of samples, we demonstrate on simulations of echocardiographic acquisitions the possibility of accelerating the rate of Doppler echocardiography.

1 Introduction

En imagerie cardiaque, l'échocardiographie Doppler couleur permet la visualisation simultanée des tissus cardiaques et du déplacement du sang. En clinique, ce mode d'imagerie est utilisé de manière qualitative pour le diagnostic de problèmes cardiaques liés au remplissage du cœur. Sa cadence temporelle est toutefois insuffisante pour permettre l'évaluation quantitative de la vitesse du sang durant un cycle cardiaque. L'augmentation de la résolution temporelle du Doppler couleur ouvrirait donc une nouvelle possibilité de diagnostic [2].

L'acquisition d'une image Doppler couleur comprend l'échantillonnage des signaux (appelé temps rapide) et la répétition de cette acquisition temporellement (appelé temps lent). Le nombre d'acquisitions successives en temps lent est appelé *packet size* et permet d'estimer par autocorrélation le déphasage du signal pour un point donné, et donc la vitesse Doppler associée. Toutefois, le signal du sang, qui nous intéresse dans ce cas, est d'amplitude très inférieure à celle du tissu, qui en comparaison bouge très lentement. Un filtre de paroi (*clutter filter*) est nécessaire pour supprimer les basses fréquences, *i.e.* le tissu, pour pouvoir estimer le mouvement sanguin. Ce filtre est classiquement fait par décomposition en valeurs singulières [1] ou par un filtre à réponse impulsionnelle finie. En clinique, le *packet size* est généralement fixé à 8, le réduire diminue grandement la qualité du filtre.

Ces dernières années, l'apprentissage profond a été utilisé dans de nombreux travaux en imagerie ultrasonore. Dans [11], les auteurs entraînent un encodeur-décodeur pour l'estimation du Doppler tissulaire à partir de signaux I/Q et ainsi remplacer la méthode classique d'autocorrélation. À partir de données provenant d'un modèle porcin, ils obtiennent une information Doppler comprimée qui permet d'obtenir des estimations de qualité standard. Dans [6], un U-Net a été formé pour identifier et segmenter les régions qui présentent du repliement dans des images Doppler couleur *in vivo* à partir de leurs informations

de fréquence Doppler, de puissance et de largeur de bande. La réduction du repliement a ensuite été effectuée par dépliement de phase. Dans [5], un réseau de neurones complexe a été entraîné pour obtenir une image en mode B de bonne qualité à partir d'un nombre de signaux I/Q réduit. Pour l'estimation du Doppler sanguin, le seul travail antérieur, à notre connaissance, a été présenté à la conférence IUS en 2021, sans actes publiés. Dans ce travail, les auteurs ont entraîné un réseau de neurones convolutionnel pour l'estimation du déphasage à partir de signaux réels non démodulés simulés avec un grand *packet size* de 16 comme référence.

Après avoir proposé un réseau de neurones estimant le déphasage des signaux [8] à partir d'un nombre réduit d'acquisitions, nous proposons un filtre de paroi par réseau afin d'avoir un cadre complet permettant d'augmenter la cadence d'image. La section 2 présente la base de données synthétiques, le modèle de réseau, son entraînement et les métriques utilisées. La section 3 présente les résultats, qui sont discutés en section 4.

2 Méthodes

2.1 Base de données d'entraînement

Avoir une base de données annotées signifie avoir accès aux vitesses réelles des tissus et du sang lors d'une acquisition réelle, ce qui est hélas impossible. C'est pourquoi nous avons construit une base de données simulées basées sur des données patient réelles [9]. Les informations du mode B et du Doppler couleur de patients sont utilisées pour modéliser les mouvements des tissus et du flux sanguin. Ces références de mouvements sont alors utilisées comme base de simulation d'acquisition échographique [3], et comme référence de vitesse du flux sanguin.

Dans notre approche, nous avons pour chaque patient simulé deux cas : l'un avec le mouvement du tissu et du sang, correspondant à une acquisition réelle ; l'autre avec le mouve-

ment du sang uniquement, correspondant à un signal réel suivi d'un filtre de paroi idéal. Nous avons obtenu des signaux I/Q $S \in \mathbb{C}^{180 \times 40 \times 3}$.

2.2 Apprentissage

Modèles. Nous avons utilisé une structure de type Attention U-Net [7], travaillant avec des données complexes. Nous utilisons deux étapes de sous-échantillonnage, résultant en une structure à 6 couches avec des portes d'attention, pour un total de 1.5M de paramètres complexes. Ce réseau a été préféré à un réseau de type *transformer* pour sa sobriété relative en terme de données d'entraînement.

Dans la suite, ce réseau est nommé FilterNet.

Entraînement. Pour enrichir la base d'apprentissage, de l'augmentation de données a été faite en faisant du retournement vertical, en augmentant artificiellement le repliement de vitesse Doppler, et en zoomant sur les images grâce à une formation de voie sur une grille plus fine, puis en coupant une zone aléatoire de taille standard. Nous avons entraîné le réseau avec une validation croisée sur 9 plis, en s'assurant que les données issues d'un même patient restent dans un même pli. Les poids du réseau ont été initialisés par la distribution de Rayleigh [10]. La fonction de coût est la L_1 lisse, définie par :

$$L_1(a) = \begin{cases} \frac{1}{2}a^2 & \text{pour } |a| \leq 1 \\ |a| - \frac{1}{2} & \text{pour } |a| > 1 \end{cases} \quad (1)$$

avec a l'erreur entre la prédiction et la référence. Cette fonction de coût a été calculée sur la cavité du ventricule gauche uniquement, là où du flux sanguin est attendu.

L'optimisation est faite via AdamW, avec une taille de lot (*batch*) fixée à 16. Le taux d'apprentissage était de 10^{-3} et diminuait dès que la fonction de coût ne diminuait pas pendant 10 époques sur le jeu de validation. Les modèles ont été entraînés sur 300 époques, en vérifiant que la convergence a été atteinte.

Méthode de comparaison. Parmi les méthodes de l'état de l'art appliquées sur 3 points seulement, seul le filtre de Butterworth a donné un résultat correct. Sa fréquence de coupure a été optimisée par échantillon de manière à minimiser l'erreur avec la vérité terrain. Par la suite, cette méthode de référence sera désignée comme filtre passe-haut (FPH).

Afin d'évaluer l'intérêt de la méthode, la vitesse Doppler a été estimée soit par l'autocorrélateur [4], noté par la suite AC, soit par la méthode par réseau de neurones proposée précédemment [8], nommée ici DopplerNet.

Un réglage fin (*fine-tuning*) de ce dernier a été réalisé avec une base de données contenant un mélange de signaux idéalement filtrés et de signaux issus de FilterNet.

La méthode utilisée usuellement avec un *packet size* de taille 8 à 16 est le FPH + AC.

Métriques. Les résultats du filtrage sont évalués par la racine de l'erreur quadratique moyenne normalisée (RMSE) et par le biais, définis par :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad \text{Biais} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i). \quad (2)$$

TABLE 1 : nRMSE [%] et RMSE [cm/s] de la vitesse Doppler estimée sur une validation croisée avec 9 plis. Le nRMSE indique la médiane et l'écart-type robuste sur l'ensemble du jeu de données, et la RMSE indique la moyenne et l'écart-type.

Méthode	nRMSE [%]	RMSE [cm/s]	Biais [cm/s]
FPH + AC	11 ± 3.1	6.9 ± 2.6	0.0 ± 1.6
FPH+DopplerNet	12 ± 4.7	7.8 ± 3.5	-0.2 ± 4.0
FilterNet + AC	7.6 ± 1.9	4.6 ± 1.7	-0.3 ± 2.1
FilterNet + DopplerNet	5.5 ± 1.6	3.4 ± 1.2	0.0 ± 1.3

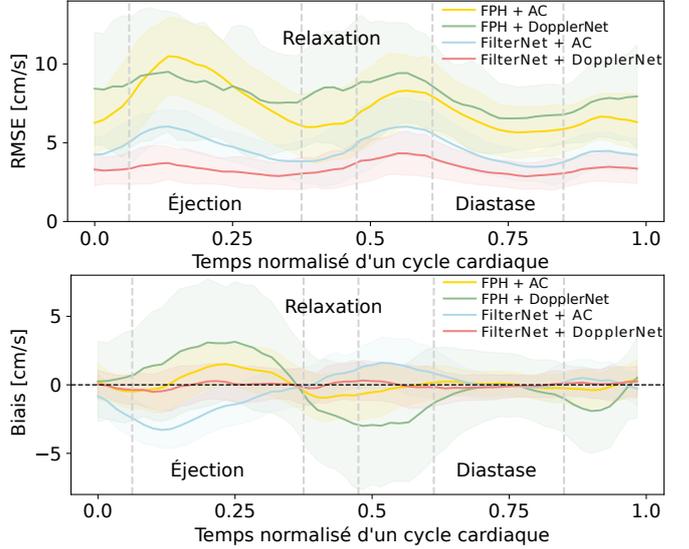


FIGURE 1 : Évolution de la RMSE et du biais de la vitesse Doppler le long du cycle cardiaque de 92 séquences *in silico* pour les quatre combinaisons de méthodes. Chaque séquence a été normalisée par interpolation sur une durée commune pour harmoniser les séquences de durée et de nombre d'acquisition variables. Pour chaque méthode, la moyenne et l'écart-type sont indiqués.

où y et \hat{y} sont les valeurs issues de la référence et les valeurs prédites, respectivement. La RMSE normalisée (nRMSE), définie par $\text{RMSE}/\|\max(y)\|$, est également utilisée pour l'évaluation. Dans la suite, les résultats de RMSE indiquent ses moyennes et écarts-types, tandis que ceux de nRMSE indiquent ses médianes et écarts-types robustes.

3 Résultats

Le tableau 1 présente les métriques calculées sur la vitesse Doppler des quatre combinaisons testées. L'utilisation de FilterNet a grandement amélioré les résultats, les meilleurs ayant été obtenus avec la combinaison FilterNet+DopplerNet. À l'inverse, l'utilisation de DopplerNet à partir des signaux filtrés par FPH a dégradé les résultats.

Pour voir l'évolution de l'erreur le long d'un cycle cardiaque, nous avons normalisé la durée des 92 séquences *in silico* à notre disposition, en faisant de l'interpolation linéaire temporelle pour obtenir un même nombre d'images durant ce cycle. La figure 1 montre la RMSE et le biais des quatre combinaisons étudiées le long d'un cycle cardiaque normalisé. La combinaison FPH+DopplerNet a présenté une erreur plus grande que FPH+AC sauf lors de la phase d'éjection

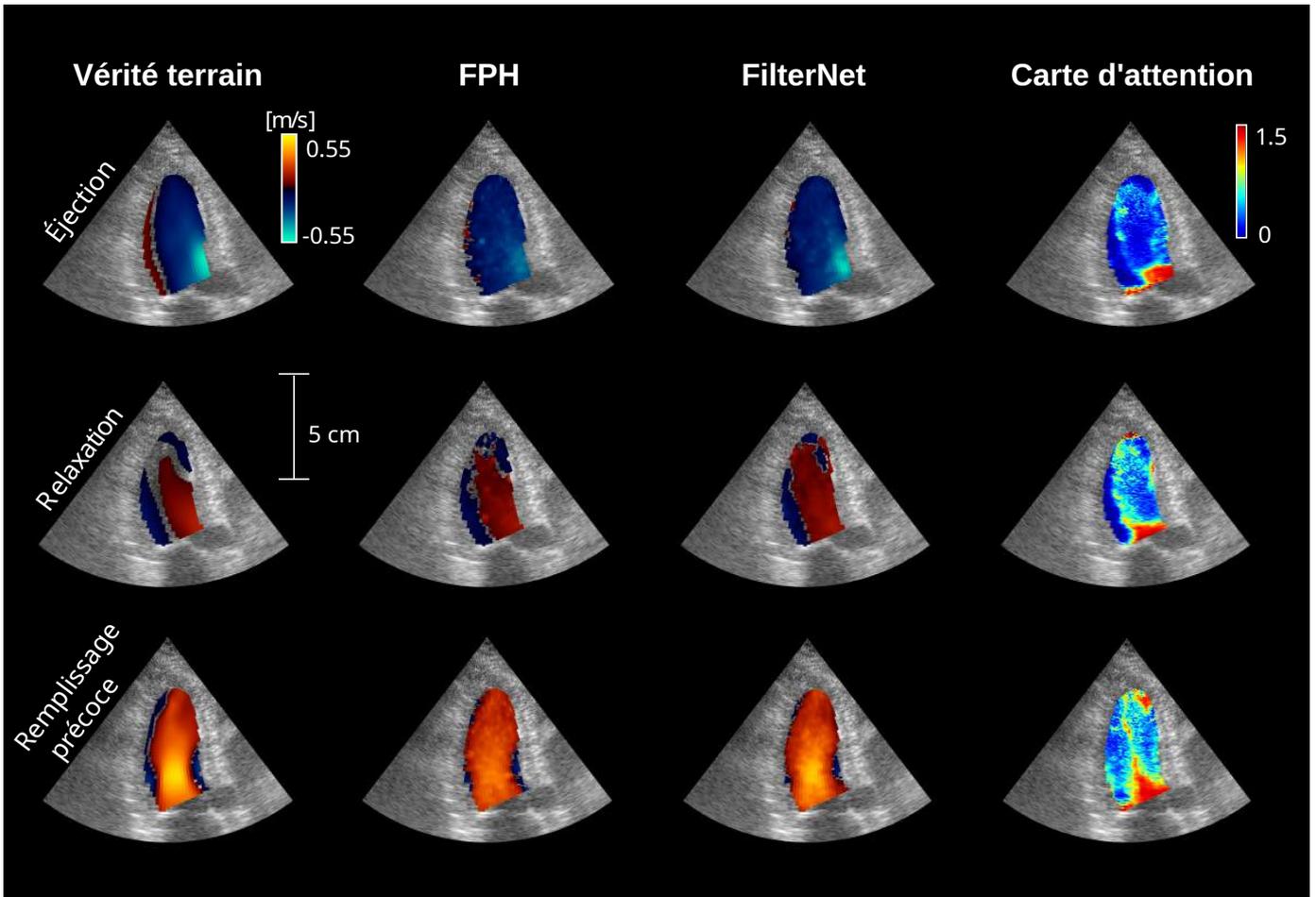


FIGURE 2 : Exemples d'images *in silico* de vitesses Doppler estimées à partir du filtre FPH, du FilterNet, et la vérité terrain, ainsi que la carte d'attention du FilterNet.

du sang. Les combinaisons utilisant FilterNet ont présenté de bien meilleurs résultats, quelle que soit la phase du cycle cardiaque. La combinaison FilterNet+DopplerNet a présenté la plus faible erreur des combinaisons, et également le plus petit biais tout le long du cycle cardiaque. À l'inverse, FilterNet+AC et FPH+DopplerNet ont montré des biais importants pendant les phases d'éjection et de remplissage.

La figure 2 illustre quelques estimations de la vitesse Doppler par l'AC issues d'un même cycle cardiaque à partir des données filtrées par FPH et par FilterNet, ainsi que la carte d'attention obtenue dans FilterNet. L'AC est utilisé afin de comparer uniquement les méthodes de filtrage. Les phases d'éjection et de remplissage précoce ont présenté d'importantes sous-estimations du flux sanguin dans les zones de grandes vitesses (bleu clair pour l'éjection, orange clair pour le remplissage précoce), qui correspondent aux maxima d'erreur dans la figure 1. Le filtrage par FilterNet a permis de mieux préserver les plages de vitesse, bien que la vitesse est restée sous-estimée en phase de remplissage précoce. La phase de relaxation, qui a présenté une plage de vitesse plus petite, a été bien reconstruite dans les deux cas.

Les cartes d'attention permettent d'éclairer le comportement de FilterNet. Les zones d'attention ont été de manière concordante proche de l'aorte, de la valve mitrale et de l'apex, qui sont des zones de fort écoulement de flux sanguin proche des parois du cœur.

4 Discussion

La méthode présentée permet d'améliorer l'estimation de la vitesse Doppler avec un *packet size* réduit à 3. Le meilleur résultat obtenu est la combinaison FilterNet+DopplerNet, le filtrage par FilterNet étant l'élément principal. Toutefois, DopplerNet n'a pas été finement réglé sur les signaux filtrés par FPH, la combinaison FPH+DopplerNet est donc désavantagée par rapport à FilterNet+DopplerNet.

Les résultats présentés se contentent de données *in silico*. Les premiers résultats sur données *in vivo* sont prometteurs (voir figure 3), mais se heurtent à l'absence de vérité terrain. La seule comparaison possible est avec une estimation par les méthodes classiques qui par définition ne fournissent pas les vitesses réelles. Une étude plus complète sur un grand nombre de patients est nécessaire afin d'évaluer l'intérêt pratique de cette méthode.

Un autre challenge est le temps de calcul de la méthode proposée. Les temps de calcul des différentes combinaisons sont donnés dans le tableau 2. Une cadence d'image utile en clinique est de l'ordre de 15 ms par image, actuellement le temps d'inférence, principalement lié à FilterNet, est environ deux fois trop grand. Des méthodes d'optimisation de temps d'inférence, que ce soit par sous-quantification des poids, ou en allégeant le réseau actuel, sont nécessaires afin de rendre la méthode utilisable en temps réel.

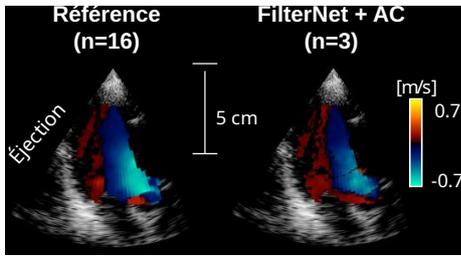


FIGURE 3 : Exemple de résultat *in vivo*. À gauche, référence estimée à partir d'un *packet size* de 16, à droite avec la méthode proposée et un *packet size* de 3.

TABLE 2 : Temps de calcul des différentes méthodes pour obtenir une image de vitesse Doppler. Les inférences ont été faites sur GPU pour les réseaux de neurones et sur CPU pour FPH et AC.

Méthode	temps d'inférence (ms)
FPH + AC	≈ 4.6
FPH+DopplerNet	≈ 8.3
FilterNet + AC	≈ 33
FilterNet + DopplerNet	≈ 35

5 Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans ce papier un réseau de neurones permettant de réaliser un filtre de paroi dans le cadre de l'imagerie Doppler ultrasonore à partir de 3 points temporels seulement. Couplé à un autre réseau de neurones estimant la vitesse Doppler à partir des signaux filtrés, nous avons montré qu'une bonne estimation de la vitesse Doppler est possible, et quantifié les erreurs obtenues le long d'un cycle cardiaque.

Afin de rendre cette méthode utilisable en temps réel, des optimisations d'inférence de réseau sont nécessaires, et préalables à un test sur des cohortes de patients.

Séparer le signal sanguin du signal de tissu à partir de 3 points seulement est une gageure. Une autre approche consisterait à appliquer cette méthode non pas à des signaux ultrasonores focalisés, mais à des signaux en ondes divergentes, permettant d'imager en une acquisition tout le milieu, au prix d'une très forte dégradation de la qualité d'images. Dans ce cas, un grand *packet size* est atteignable, mais d'autres méthodes devront être ajoutées pour pallier la dégradation des signaux.

Remerciements

Ces travaux ont bénéficié d'un accès aux moyens de calcul de l'IDRIS au travers de l'allocation de ressources 2022-AD011013679 attribuée par GENCI, et du soutien du labex PRIMES.

Références

[1] Charlie DEMENÉ, Thomas DEFFIEUX, Mathieu PERNOT, Bruno-Félix OSMANSKI, Valérie BIRAN, Jean-Luc GENNISSON, Lim-Anna SIEU, Antoine BERGEL, Stéphanie FRANQUI, Jean-Michel CORREAS, Ivan COHEN, Olivier BAUD et Mickaël TANTER : Spatiotemporal clutter filtering of ultrafast ultrasound data highly increases Doppler and ultrasound sensitivity. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(11):2271–2285, 2015.

[2] J. FAURIE, M. BAUDET, J. POREE, G. CLOUTIER, F. TOURNOUX et D. GARCIA : Coupling myocardium and vortex dynamics in diverging-wave echocardiography. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 66(3):425–432, 2019.

[3] D. GARCIA : Make the most of MUST, an open-source Matlab ultrasound toolbox. *IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 1–4, 2021.

[4] T. LOUPAS, J.T. POWERS et R.W. GILL : An axial velocity estimator for ultrasound blood flow imaging, based on a full evaluation of the doppler equation by means of a two-dimensional autocorrelation approach. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 42(4):672–688, 1995.

[5] J. LU, F. MILLIOZ, D. GARCIA, S. SALLES, D. YE et D. FRIBOULET : Complex convolutional neural networks for ultrafast ultrasound imaging reconstruction from in-phase/quadrature signal. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 69(2):592–603, 2022.

[6] H. NAHAS, J. S. AU, T. ISHII, B. Y. S. YIU, A. J. Y. CHEE et A. C. H. YU : A deep learning approach to resolve aliasing artifacts in ultrasound color flow imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 67(12):2615–2628, 2020.

[7] Ozan OKTAY, Jo SCHLEMPER, Loïc LE FOLGOC, Matthew LEE, Mattias HEINRICH, Kazunari MISAWA, Kensaku MORI, Steven MCDONAGH, Nils Y. HAMMERLA, Bernhard KAINZ, Ben GLOCKER et Daniel RUECKERT : Attention U-Net : Learning where to look for the pancreas. *arXiv :1804.03999 [cs]*, mai 2018. arXiv : 1804.03999.

[8] Julia PUIG, Denis FRIBOULET, Hang Jung LING, François VARRAY, Michael MOUGHARBEL, Jonathan PORÉE, Jean PROVOST, Damien GARCIA et Fabien MILLIOZ : Boosting cardiac color Doppler frame rates with deep learning. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 71(11):1540 – 1551, juillet 2024.

[9] Y. SUN, F. VIXÈGE, K. FARAZ, S. MENDEZ, F. NICLOUD, D. GARCIA et O. BERNARD : A pipeline for the generation of synthetic cardiac color Doppler. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 69(3):932–941, 2022.

[10] Chiheb TRABELSI, Olexa BILANIUK, Ying ZHANG, Dmitriy SERDYUK, Sandeep SUBRAMANIAN, Joao Felipe SANTOS, Soroush MEHRI, Negar ROSTAMZADEH, Yoshua BENGIO et Christopher J. PAL : Deep complex networks. In *6th International Conference on Learning Representations (ICLR 2018)*, 2018.

[11] R. J.G. VAN SLOUN, H. BELT, K. JANSE et M. MISCHI : Learning Doppler with deep neural networks and its application to intra-cardiac echography. *2018 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 1–4, 2018.