
Classification multi-représentation d’emboles cérébraux à partir d’un dispositif de Doppler transcrânien

Yamil Vindas^{*1}, Blaise Kévin Guépié², Marilyns Almar³, Emmanuel Roux⁴, and Philippe Delachartre¹

¹Centre de Recherche en Acquisition et Traitement de l’Image pour la Santé (CREATIS) – Université Jean Monnet [Saint-Etienne], Hospices Civils de Lyon, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, Centre National de la Recherche Scientifique : UMR5220, Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale : U1206 – 7 avenue Jean Capelle, Bat Blaise Pascal, 69621 Villeurbanne Cedex, France

²Laboratoire Informatique et Société Numérique (LIST3N) – Université de Technologie de Troyes – 12 rue Marie Curie - CS 42060 - 10004 TROYES CEDEX, France

³ATYS Medical – entreprise privé – 17 Parc Arbora, 69510 Soucieu-en-Jarrest, France

⁴Centre de Recherche en Acquisition et Traitement de l’Image pour la Santé (CREATIS) – Université Jean Monnet [Saint-Etienne], Hospices Civils de Lyon, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, Centre National de la Recherche Scientifique : UMR5220, Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale : U1206 – 7 avenue Jean Capelle, Bat Blaise Pascal, 69621 Villeurbanne Cedex, France

Résumé

La classification des signaux médicaux avec des techniques d’apprentissage profond présente plusieurs défis. Premièrement, les bases de données utilisées pour entraîner ce type de modèles sont généralement déséquilibrées, la classe minoritaire étant souvent la plus importante. Deuxièmement, plusieurs représentations peuvent être extraites d’un signal, mais en général une seule est exploitée (temps-fréquence), même si des travaux récents ont montré l’utilité d’exploiter simultanément plusieurs représentations.

Nous proposons d’aborder ces deux difficultés avec un modèle de classification exploitant simultanément le signal brut et une représentation temps-fréquence (RTF). Le modèle est constitué de deux encodeurs, un Transformer pour le signal brut et un réseau convolutif 2D pour la RTF. Pour guider l’entraînement et gérer le cas des jeux de données déséquilibrés, nous proposons deux régularisations : (1) une fonction de coût itérée appliquée à des représentations intermédiaires du modèle, et (2) l’application de Deep Embedded Clustering (DEC) pour le partitionnement non supervisé de l’espace latent commun aux deux représentations d’entrées.

Nous avons validé notre méthode sur trois bases de données médicales, HITS-small, HITS-large et PTB. Les deux premières visent la détection d’emboles cérébraux à partir d’un

*Intervenant

Doppler transcrânien, alors que la deuxième traite de la classification de battements de cœur à partir d'électrocardiogrammes. Les résultats sur HITS-large montrent la robustesse de DEC aux jeux déséquilibrés (figure 1). Les résultats sur HITS-small et PTB montrent l'utilité de combiner les deux termes de régularisation que nous proposons, avec une amélioration du coefficient de corrélation de Matthews pouvant aller jusqu'à 10% (tableau 1).

Mots-Clés: Apprentissage profond, Doppler transcrânien, séries temporelles, régularisation

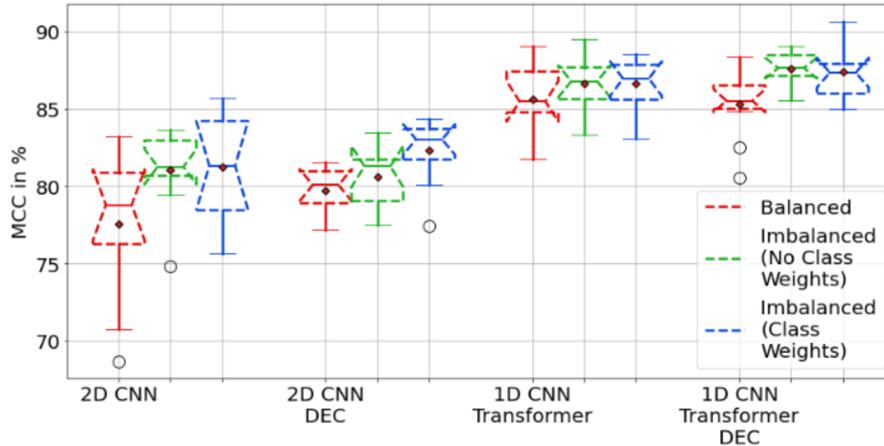


Figure 1: Résultats de l’influence de *Deep Embedded Clustering (DEC)* sur un jeu de données médical (HITS-large). Les modèles entraînés utilisent une seule représentation d’entrée: représentation temps-fréquence pour les modèles 2D CNN et signal brut pour les modèles 1D CNN-Transformer. La fonction de coût itérée n’est pas utilisée dans cette expérience.

Table 1: Performances de classification de différents modèles sur HITS-Small et PTB. Nous avons testé deux techniques de fusion intermédiaire: somme pondérée (Weight. Sum) et concaténation (Cat.). Le modèle le plus performant sur les deux jeux de données est le modèle multi-représentation avec fusion intermédiaire, régularisé avec les deux termes que nous proposons (fonction de coût itérée et DEC).

Dataset	Model	Modality	Fusion method	MCC	F1-Score
HITS-small	1D CNN-Transformer	Raw signal	-	82.64 ± 1.77	87.29 ± 1.34
	2D CNN	TFR		89.84 ± 3.09	91.56 ± 2.13
	Fusion tardive	Both	Weight. Sum	89.33 ± 2.77	91.15 ± 1.97
	Fusion intermédiaire (No Reg.)		Cat	90.18 ± 1.03	91.07 ± 0.92
	Fusion intermédiaire (No Reg.)		Weight. Sum	90.49 ± 1.21	91.39 ± 1.03
	Fusion intermédiaire (Reg.)		Cat	93.08 ± 0.70	93.69 ± 0.62
	Fusion intermédiaire (Reg.)		Weight. Sum	92.50 ± 1.05	93.26 ± 0.86
PTB	1D CNN-Transformer	Raw signal	-	98.31 ± 0.43	99.16 ± 0.22
	2D CNN	TFR		97.03 ± 1.22	98.51 ± 0.61
	Ahmad et al. (2021)	GAF MTF RP	Weight. Sum	-	98
	Fusion tardive	Both	Weight. Sum	99.29 ± 0.21	99.65 ± 0.10
	Fusion intermédiaire (No Reg.)		Cat	97.11 ± 0.43	98.6 ± 0.22
	Fusion intermédiaire (No Reg.)		Weight. Sum	97.29 ± 0.50	98.64 ± 0.25
	Fusion intermédiaire (Reg.)		Cat	99.28 ± 0.11	99.64 ± 0.05
	Fusion intermédiaire (Reg.)		Weight. Sum	99.18 ± 0.25	99.59 ± 0.13