

Hybridation de la règle intrinsèque avec PSO dans un réseau d'état d'écho pour la reconnaissance d'anxiété

Asma Baghdadi^{1,2}, Rahma Fourati¹, Yassine Aribi^{1,3}, Patrick Siarry², Adel M. Alimi¹

¹ REGIM-Lab. : REsearch Groups in Intelligent Machines, University of Sfax, National Engineering School of Sfax (ENIS), BP 1173, Sfax, 3038, Tunisia

{asma.baghdadi, rahma.fourati, adel.alimi}@ieee.org
yaliraibi@tu.edu.sa, siarry@u-pec.fr

² Université de Paris-Est Créteil, 94010 Créteil, France.

³ Université de Taif, Collège de Ranyah, Taif, Arabie Saoudite

Mots-clés : *PSO, réseau de neurones d'état d'écho, règle de plasticité, mode d'apprentissage hors ligne/ en ligne, anxiété, indice d'asymétrie, électroencéphalogramme.*

1 Introduction

L'électroencéphalogramme (EEG) reflète l'état émotionnel profond et non conscient d'une personne. Grâce à sa richesse en résolution temporelle, il est très utile pour la détection des émotions et des troubles neurologiques. L'objectif principal de cette étude est de fournir une méthode robuste et rapide de détection d'anxiété en exploitant la modalité EEG. La méthode proposée est basée sur l'asymétrie alpha frontale pour la labélisation des données dans un premier lieu et sur l'extraction des caractéristiques et la classification à l'aide d'un réseau d'état d'écho (REE). Ce dernier est un réseau de neurones récurrent. Afin d'optimiser l'apprentissage du REE, nous avons utilisé des règles de plasticité de type synaptique et intrinsèque ainsi que le PSO. Cette approche a été testée sur la base de données DEAP afin de classifier les états 'Calme' et 'Anxieux'.

2 La méthode proposée

Les signaux EEG à canaux multiples émis par les hémisphères droit et gauche ont été analysés hors ligne. Nous avons calculé la puissance de la bande de fréquence EEG en utilisant la transformée de Fourier rapide (FFT) avec un fenêtrage (fenêtre de Hamming). La formule (équation 1) d'indice d'asymétrie EEG est utilisée afin de classer les données en 2 groupes.

$$Index\ d'asymétrie = \ln(\alpha)|_{Lchannel} - \ln(\alpha)|_{Rchannel} \quad (1)$$

Nous avons extrait la puissance de chaque bande EEG ainsi que les paramètres de Hjorth (Activité, Mobilité et Complexité) pour représenter l'aspect temporel des données. Le calcul de la puissance des bandes EEG est très utilisé dans le contexte de la reconnaissance d'émotions basée sur l'EEG. Les bandes de fréquences EEG sont définies comme suit : *delta* (1-4 Hz), *theta* (4-8 Hz), *alpha* (8-13 Hz), *beta* (13-32 Hz) et *Gamma* (32 à 64 Hz). Afin d'extraire des bandes de fréquences, nous avons appliqué la technique de décomposition en ondelettes avec la fonction 'db5'. La puissance a été calculée par la suite pour chaque bande de fréquences et pour tous les canaux.

Le réseau d'état d'écho est composé d'une couche d'entrée, une couche cachée souvent appelée réservoir et une couche de sortie. Les poids d'entrée et du réservoir sont initialisés d'une façon aléatoire et ne changent pas durant la phase l'apprentissage. Le réservoir est une transformation non linéaire des données permettant de mieux séparer les caractéristiques dans l'espace. La

particularité du REE est qu'il est rapide, car seulement les poids de sortie sont appris à travers une régression linéaire, en une seule itération. Néanmoins, l'initialisation aléatoire des poids affecte la performance globale du réseau. Pour remédier à ce problème, un préapprentissage avec la règle synaptique ou intrinsèque et PSO a été ajouté avant la phase d'apprentissage des poids de sortie.

3 Résultats et discussion

Dans une première expérimentation, une étude des différentes formes de plasticité, en conjonction du mode d'apprentissage en ligne ou hors ligne, est faite, comme illustré dans le tableau TAB. 1 . Il s'avère que le REE optimisé avec hybridation du PSO et de la règle intrinsèque en mode en ligne est plus performant que les autres modèles. Dans une deuxième expérimentation,

TAB. 1 – Variabilité de la forme d'optimisation et son impact sur le modèle

Forme d'optimisation	Hors-ligne		En ligne	
	PB	Hjorth	PB	Hjorth
Anti-Oja	86.04	83.14	86.98	84.52
BCM	87.22	85.37	86.64	85.92
Intrinsèque	88.93	86.19	90.12	88.13
PSO	88.15	87.27	89.53	87.13
Hybride	89.58	87.30	93.12	90.20

une étude comparative avec les travaux existants est faite. Il s'agit des méthodes proposées pour la détection de l'anxiété, en utilisant la base de données DEAP [4]. Le tableau TAB. 2 montre que notre méthode proposée est plus performante, avec des précisions de 93.12% et de 90.20%, en utilisant les caractéristiques de puissance des bandes et les paramètres de Hjorth, respectivement.

TAB. 2 – Comparaison des performances

Référence	Caractéristiques	Classifieur	Performance (%)
[1]	Puissance des bandes et paramètres Hjorth	SVM(RBF Kernel)	68.26
		K-NN (5 NN)	85.63
		Fuzzy K-NN (FK-NN)	87.27
[3]	QSEn, PEn et AAPEn	SVM	81.31
[2]	Puissance des bandes	REE avec règle intrinsèque	76.15
Notre méthode	Puissance des bandes paramètres Hjorth	REE hybride (intrin-	93.12
		sèque et PSO)	90.20

Références

- [1] Asma Baghdadi, Yassine Aribi, and Adel M Alimi. Efficient human stress detection system based on frontal alpha asymmetry. In *International Conference on Neural Information Processing*, pages 858–867. Springer, 2017.
- [2] Rahma Fourati, Boudour Ammar, Javier Sanchez-Medina, and Adel M Alimi. Unsupervised learning in reservoir computing for eeg-based emotion recognition. *IEEE Transactions on Affective Computing, to be published*, 2020. doi :10.1109/TAFFC.2020.2982143.
- [3] Beatriz García-Martínez, Arturo Martínez-Rodrigo, Roberto Zangróniz, José Manuel Pastor, and Raúl Alcaraz. Symbolic analysis of brain dynamics detects negative stress. *Entropy*, 19(5) :196, 2017.
- [4] Sander Koelstra, Christian Muhl, Mohammad Soleymani, Jong-Seok Lee, Ashkan Yazdani, Touradj Ebrahimi, Thierry Pun, Anton Nijholt, and Ioannis Patras. Deap : A database for emotion analysis; using physiological signals. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3(1) :18–31, 2012.