

Classification de signaux audio basée sur l'activité électrique du cerveau des patients épileptiques



Charles Renaud¹, Till Groh², Corentin Labelle¹, et Théo Cavaillès¹; en collaboration avec Philippe Albouy^{3,4}

¹ Département de génie électrique et de génie informatique, ² Département de géologie et de génie géologique, ³ Centre de recherche CERVO, ⁴ École de psychologie; ¹⁻⁴ Université Laval

Introduction

Il existe des procédures chirurgicales pour les patients épileptiques afin d'enlever les parties du cerveau responsables des crises d'épilepsie. Avant ces opérations, on a souvent recours à la stéréoencéphalographie (sEEG), qui consiste à mesurer l'activité électrique à l'aide d'électrodes insérées dans le cerveau afin de comprendre la fonction neuronale de la zone concernée.

Dans notre projet, nous considérons des séries temporelles de sEEG obtenues sous l'influence de différents stimuli audio afin d'identifier les parties du cerveau responsables du traitement et de la discrimination audio.

Séries temporelles de sEEG

> 5 patients épileptiques

> 12 types de sons différents

- Parole
- Parole à l'envers • Bâillement • Toux
- Suomi
- Bruit blanc • Humain
 - Environnement
- Pleurs
- Animaux

Musique

• Rires

- > 60 enregistrements par son de 500 ms à une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz
- Tension mésuré (µV) sur 143 à 168 électrodes
- > ~28M données par sujet



Figure 1 : Exemple de séries temporelles de sEEG utilisées dans le cadre de ce projet.

Entrainement d'un LSTM Fully Convolutional Network pour classifier les séries temporelles multivariées

Figure 3 : Perte et précision en entraînement et en validation pour les sujets 1 à 5 et le modèle MLSTM-FCN.

	Précision	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5	Moyen	Temps d'entrainement
MLSTM-FCN	complet	0.9961	0.1406	0.9961	1.0000	0.1055	0.6477	251.17s (25 époques)
	sans blocs SE	0.9883	0.1120	0.9857	0.9961	0.0742	0.63128	239.09s (25 époques)
	sans LSTM	0.9961	0.1315	1.0000	0.9961	0.0990	0.6445	55.30s (25 époques)
LeNet-5		0.5820	0.1081	0.4935	0.6029	0.1068	0.3787	294.91s (100 époques)
Moyen		0.8906	0.1231	0.8688	0.8988	0.0964	-	-

Tableau 1 : Précision de la classification sur le jeu de données de validation (train-test-split de ratio 70/30).

- > MLSTM-FCN: précision de classification presque parfaite (sauf sujets 2 & 5)
- > L'inclusion de blocs de squeeze-and-excitation (SE) améliore le modèle à faible coût; le LSTM n'ajoute aucune valeur significative au modèle
 - > Le modèle est **très rapide à entraîner**, surtout sans LSTM
- > MLSTM-FCN est plus performant que le modèle compétiteur LeNet-5 [3]

Discrimination des stimuli audio dans le cerveau Pleurs Rires Musique Parole Animaux

Discussion et conclusions

> MLSTM-FCN très performant pour les séries temporelles multivariées de sEEG

Figure 4 : Importance des variables pour différents stimuli audio associés à l'emplacement des électrodes pour sujet 4. Les poids des électrodes pour chaque classe étaient calculés par perturbation des données d'entrée et calcul suivant de la perte relative dans la précision en classification.

> Électrodes importantes pour le traitement audio sont situées dans le cortex auditif > Différences évidentes dans les électrodes importantes entre les différents sons > Spécialisation de différentes parties du cortex auditif pour des sons spécifiques

> Précision très élevée en peu d'époques pour les sujets 1, 3 et 4

- > Absence d'électrodes dans le cortex auditif pour les sujets 2 et 5 explique la précision faible
- > Supprimer le bloc du LSTM permet d'améliorer les temps d'entrainement sans perte de précision
- > Extraction de l'importance des variables **permet de** déterminer facilement la fonction neuronale des différentes zones

> Zones spécifiques à certains types de sons

Nous remercions vivement Philippe Albouy, professeur adjoint en neurosciences cognitives à l'École de psychologie de l'Université Laval et chercheur au Centre de recherche CERVO, d'avoir proposé l'idée de ce projet et d'avoir fourni les ensembles de données associés.

Nous remercions également les cinq patients du centre de recherche CERVO d'avoir accepté de se soumettre aux tests associés à la collecte de ces données.

[1] Karim, F., Majumdar, S., Darabi, H. & Harford, S. (2019). Multivariate LSTM-FCNs for Time Series Classification. Neural Network, 116., 237-245. [2] Hu, J., Shen, L., Albanie, S., Sun, G. & Wu, E. (2019). Squeeze-and-Excitation Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(8), 2011-2023 [3] Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.

Importance des

Figure 2 : L'architecture du Multivariate LSTM Fully Convolutional Network (MLSTM-FCN), adaptée de Karim et coll. [1]. L'encart en haut à droite montre les blocs de squeeze-and-excitation (SE) [2].