

Détection d'épilepsie dans les signaux EEG par graphe de visibilité et un noyau de SVM adapté



AVERTY Tristan, DARÉ-EMZIVAT Delphine, BOUDRAA Abdel-Ouahab
[tristan.averty, delphine.dare, abdel.boudraa]@ecole-navale.fr



IRENAV, École Navale/Arts-Metiers ParisTech, BCRM Brest, CC 600 – Lanvéoc, 29240 Brest, France.

Résumé

Nous présentons une stratégie de détection d'épilepsie à partir de signaux EEG (issus d'un seul capteur) basée sur l'algorithme de visibilité, qui consiste à transformer une série temporelle en un graphe dit de visibilité (GV). Nous montrons la pertinence de la distribution des degrés des sommets du GV, qui, combinée à une fonction noyau type Jensen-Shannon d'une machine à vecteurs de support (SVM) permet une classification binaire performante : présence ou absence d'une crise d'épilepsie. La méthode proposée est illustrée sur des données réelles et les résultats comparés à des méthodes de la littérature. Les résultats obtenus en termes de précision, de sensibilité et de spécificité sont similaires voire meilleurs dans certains cas, mais avec une plus faible complexité algorithmique liée à l'exploitation d'un seul attribut, à savoir la distribution des degrés du graphe.

Principaux objectifs

- Classification de **signaux EEG** ;
- Allier théorie des graphes et traitement du signal ;
- Manipulation de **graphes dits « de visibilité »** ;
- Utilisation d'un **minimum de paramètres** en entrée de l'algorithme de classification.

Graphe

Un **graphe simple non-pondéré non-orienté** est un couple $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ constitué d'un ensemble \mathcal{V} de n **sommets** et d'un ensemble $\mathcal{E} \subseteq \{\{x, y\} \mid (x, y) \in \mathcal{V}^2, x \neq y\}$ de m **arêtes**.

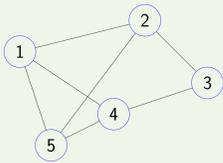


Figure 1 – Un graphe simple non-pondéré non-orienté (5 sommets / 7 arêtes)

Distribution des degrés (DD)

- Le **degré** $\deg(x)$ du sommet x est égal au nombre d'arêtes liant x à d'autres sommets.
- La **distribution des degrés** (DD) d'un graphe $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ est la distribution de probabilité des degrés des sommets de G . On a

$$P(k) = \frac{1}{n} \text{Card} \{x \mid \deg(x) = k, x \in \mathcal{V}\} \quad (1)$$

Noyau de SVM adapté (Jensen-Shannon)

Soit $\mathcal{S}(\cdot)$ l'entropie de Shannon et JSD la **distance de Jensen-Shannon** [1] entre les distributions \mathbf{p} et \mathbf{q} :

$$\text{JSD}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) := \mathcal{S}\left(\frac{\mathbf{p} + \mathbf{q}}{2}\right) - \frac{\mathcal{S}(\mathbf{p}) + \mathcal{S}(\mathbf{q})}{2} \quad (2)$$

Si $H^{(i)}$ désigne la DD du GVH créé à partir du signal i , on définit le **noyau de SVM**

$$[\mathbf{K}]_{ij} = \exp\left(-\gamma \text{JSD}\left(H^{(i)}, H^{(j)}\right)\right) \quad (3)$$

Graphe de visibilité (GV)

Transformation d'une série temporelle $\mathbf{x} = (x_i)_{1 \leq i \leq n}$ en un graphe basée sur un **critère géométrique**.

Graphe de visibilité naturelle (GVN) [2]

Les sommets i et j sont adjacents ssi les deux points (i, x_i) et (j, x_j) peuvent se voir mutuellement :

$$\forall k \in [i, j], \quad x_k < x_i + (x_j - x_i) \frac{k - i}{j - i} \quad (4)$$

Graphe de visibilité horizontale (GVH) [3]

Les sommets i et j sont adjacents ssi une ligne horizontale peut être tracée entre x_i et x_j sans intersecter de valeurs intermédiaires :

$$\forall k \in [i, j], \quad x_k < \min(x_i, x_j) \quad (5)$$

Ces méthodes ont une complexité en $O(n \log n)$ [4].

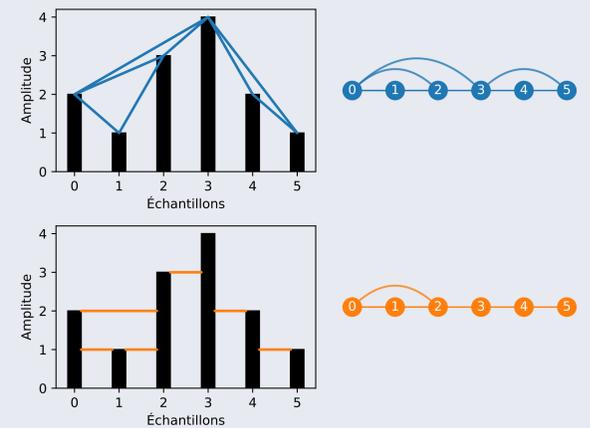


Figure 2 – GVN (bleu) et GVH (orange) associés à une série temporelle

Base de données de signaux EEG

- Base de données de l'**Université de Bonn** [5] ;
- Cinq ensembles A, B, C, D (patients sains) et E (patients en crise d'épilepsie) possédant chacun **400 signaux de 1024 échantillons**.
- Une **classification** est possible **grâce à la distribution des degrés** des graphes de visibilité associés.

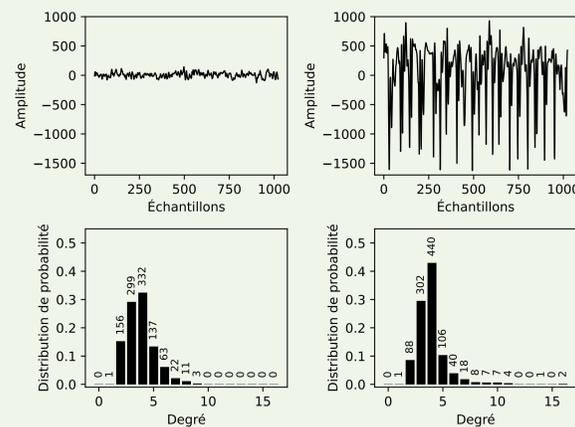


Figure 3 – Signaux EEG et la DD de leurs GVH : Patient sain (ensemble A) à gauche et patient en crise d'épilepsie (ensemble E) à droite.

Schéma de la méthode

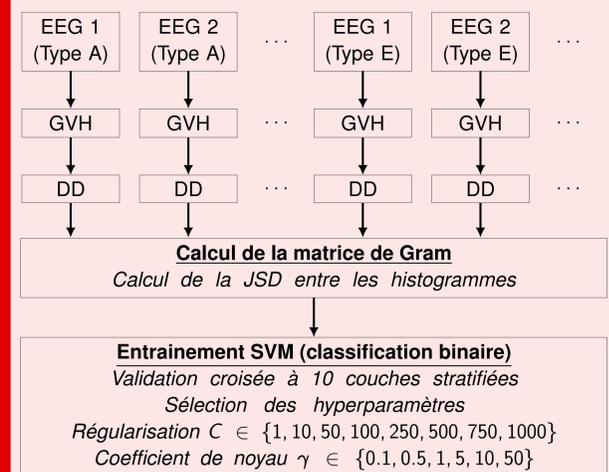


Figure 4 – Principe de la méthode (cas A vs. E)

Conclusion & Perspectives

- Classification d'EEG avec uniquement les degrés ;
- **Adaptation du noyau gaussien** avec la JSD ;
- **Détection de crise d'épilepsie et non prédiction** ;
- **Généralisation au multicanal EEG** ;

Résultats

Tests	Méthodes	Précision	Sensibilité	Spécificité	Tests	Méthodes alternatives	Précision
A vs. E	Zhu et al. [6]	99 %	100 %	99 %	B vs. E	SVM (Jensen-Shannon)	97 %
	Supriya et al. [7]	100 %	100 %	100 %		SVM (Variation totale)	92.375 %
	Rajadurai et al. [8]	100 %	-	-		SVM (Euclidienne)	95.375 %
	SVM (JSD)	99.5 %	99.75 %	99.5 %		Random Forest	93.875 %
B vs. E	Zhu et al. [6]	97 %	99 %	96 %	(ABCD) vs. E	SVM (JSD)	97.65 %
	Supriya et al. [7]	97.25 %	99.47 %	95.21 %		SVM (Variation totale)	95.35 %
	Rajadurai et al. [8]	97.5 %	-	-		SVM (Euclidienne)	96.8 %
	SVM (JSD)	97 %	100 %	96.5 %		Random Forest	94.55 %
C vs. E	Zhu et al. [6]	98 %	98 %	99 %	Table 2 – Comparaisons avec d'autres distances statistiques.		
	Supriya et al. [7]	98.5 %	98.5 %	98.5 %	• Précision et spécificité améliorées dans 3 sur 5 cas ;		
	Rajadurai et al. [8]	97.75 %	-	-	• Sensibilité améliorée dans 4 sur 5 cas ;		
	SVM (JSD)	99.75 %	100 %	99.75 %	• Tests avec d'autres distances statistiques ;		
D vs. E	Zhu et al. [6]	94 %	93 %	95 %	• Pertinence des DD comme seules entrées du SVM ;		
	Supriya et al. [7]	90.6 %	96.25 %	93.25 %	• Pertinence de la JSD dans le noyau adapté (3).		
	Rajadurai et al. [8]	94.375 %	-	-			
	SVM (JSD)	97 %	97 %	97.5 %			
(ABCD) vs. E	Zhu et al. [6]	97 %	98 %	94 %			
	SVM (JSD)	97.65 %	99.56 %	92.5 %			

Table 1 – Comparaisons avec d'autres travaux utilisant des GV.

Références

- [1] J. Lin. Divergence measures based on the Shannon entropy. *IEEE TIT*, 37(1):145–151, 1991.
- [2] L. Lacasa et al. From time series to complex networks: The visibility graph. *PNAS*, 105(13):4972–4975, 2008.
- [3] B. Luque et al. Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. *Physical Review E*, 80(4):046103, 2009.
- [4] X. Lan et al. Fast transformation from time series to visibility graphs. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 25(8):083105, 2015.
- [5] R. Andrzejak et al. Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state. *Physical Review E*, 64(6):061907, 2001.
- [6] G. Zhu et al. Epileptic seizure detection in EEGs signals using a fast weighted horizontal visibility algorithm. *Comput. Meth. Prog. Biomed.*, 115(2):64–75, 2014.
- [7] S. Supriya et al. Weighted visibility graph with complex network features in the detection of epilepsy. *IEEE access*, 4:6554–6566, 2016.
- [8] T. Rajadurai et al. Epileptic Seizure Prediction Using Weighted Visibility Graph. In *Int. Conf. Soft Computing Systems*, pages 453–461. Springer, 2018.