Détection des crises d'épilepsie basée sur l'analyse continue de l'électrocardiogramme : exploration en machine learning et caractérisation des paramètres discriminants

Carole NOUBOUE[1,2], Eva DIAB[1,2], William GACQUER[3], Philippe DERAMBURE[4], Bertille PERIN[1], Simone CHEN[1], Mélodie MERCIER-BRYCZMAN[1], Philippe DERAMBURE[4], Julien DE JONCKHEERE[5], William SZURHAJ[1,2]

[1]Service de Neurophysiologie Clinique CHU Amiens; [2] Unité de recherche CHIMERE UR7516 [3]Direction des Services Numériques, CHU Amiens, [4]Service de Neurophysiologie Clinique CHRU Lille; [5]CIC-IT Lille

Introduction

Détection des crises en ambulatoire :
- Meilleure évaluation et contrôle de l'épilepsie
- Intervention précoce d'un tiers au cours de la crise.

Détection crises convulsives : ✓ (EMG, accéléromètres,)[1]

Détection crises non convulsives : **Challenge !**
- Piste prometteuse : Exploitation signal électrocardiographique (ECG)[2]
- Intérêt accru pour les outils de machine learning (ML) qui extraient du signal les paramètres significatifs[3]

Objectif : - Evaluer les capacités de détection automatique des crises par l'ECG sur une cohorte prospective non sélectionnée
- Identifier le meilleur algorithme de ML
- Caractériser les paramètres cardiaques (fréquence cardiaque (FC / HR) et de variabilité de fréquence cardiaque (VFC) les plus discriminants.

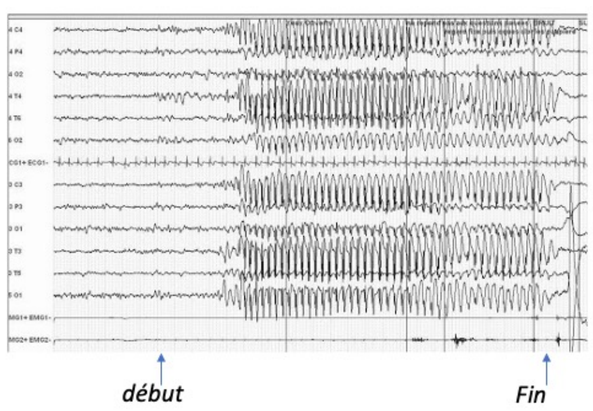
Méthodes

Cohorte multicentrique (CHU Amiens, CHU Lille) **et prospective** (EPICARD):
- Patients ≥ 18 ans
- Vidéo-EEG ≥ 24 heures
- ≥ 1 crise d'épilepsie enregistrée

✗ Qualité signal ECG insuffisante

1) Recueil de données

Electrophysiologiques: **Vidéo-EEG de 24H = Gold standard**



crise → Convulsive/ non convulsive
crise → Veille / sommeil

Cliniques : Données démographiques des patients, caractéristiques de l'épilepsie

(Âge, sexe, antécédents significatifs, données IRM cérébrale …) (Durée d'évolution de l'épilepsie, foyer, latéralisation, fréquence des crises …)

2)

Extraction et traitement du signal ECG:
- Calcul de différents paramètres de VFC et FC[4]
- Délinéation du tracé ECG de 24h en **époques de 5 min, avec ou sans crise**
- Valeur Min, Max et de la différence Max-Min de chaque paramètre sur l'époque de 5 min

Paramètres	Calcul	Signification
Analyse temporelle		
HRmean	Valeur moyenne de la FC sur 64 secondes.	
Quality	Qualité du signal dans la fenêtre de 64 secondes.	0 = qualité de signal basse ; 1 = qualité de signal élévée .
RMSSD	Root mean square value of successive differences (RMSSD) : Moyenne quadratique des differences successives des intervalles RR.	Liée à la variabilité à court terme, et donc à l'activité du système nerveux parasympathique
SDNN	Standard deviation of normal to normal (SDNN) : Dispersion (statistique) de la valeur des intervalles RR.	Représente la variabilité globale du signal. Evalue le SNA de manière globale
STV	Short term variability (STV) : Variabilité à court terme, calculée sur 1 min.	variabilité à court terme, et donc à l'activité du système nerveux parasympathique
LTV	Long term variation (LTV) : Variabilité à long terme, calculée sur 1 min.	Représente la variabilité globale du signa. Evalue le SNA de manière globale
Analyse spectrale		
LF	Bande de basses fréquences > 0.04 Hz et < 0.15 Hz	Sous l'influence de modulations sympathique et parasympathique, principalement influence par l'activité baroréflexe
HF	Bande de basses fréquences > 0.15 Hz et < 0.4 Hz	Comporte uniquement les moduflations parasympathiques, principalement influencé par l'arytmie respiratoire sinusale.
Non linéaire		
CSI	Représentation graphique d'un intervalley RR comparé à l'intervalle RR qui précède	Lié au système nerveux sympathique
Graphique		
HFVI	Aire sous la courbe du signal RR normalisé et filtré entre 0.15 Hz et < 0.4 Hz	HFVI est une mesure relative de l'activité parasympathique, principalement influencée par l'arytmie respiratoire sinusale

3)

Analyse des paramètres de VFC par différents algorithmes de ML : **Random Forest, Deep neural network, Gradient Boosted Trees, Extra Trees and LightGBM** (https://www.dataiku.com/)[5]
- Discrimination époques crise / pas crise

4)

Pour chaque algorithme, calcul **sensibilité**, **spécificité, ASC, Valeur prédictive positive, Précision, F1-score**:
- Toutes crises; puis convulsives/ non convulsives

Résultats

Au total : **313 crises** (dont 255 non convulsives) chez 129 patients (H 60.5%; Âge moyen 37 ans)

- 40259 époques de 5 min
- Dont 397 avec crises

Tableau : Résumé des résultats d'analyse de Machine Learning

	Meilleur algorithme	Sensibilité	Spécificité	ASC	Valeur Prédictive Positive	F1 score	Précision	Paramètres discriminants
Résutats globaux (tout type de crise)	Extra Trees	90%	74.13%	0.878	78%	83%	82%	QualityMin CSIMax HFVIMeanMin
Crises convulsives	Extra Trees	94%	89.32%	0.977	89%	91%	91%	QualityMin HRMax HRMeanMax
Crises non convulsives	Extra Trees	83%	82%	0.913	81%	82%	83%	HRMax CSIMax SDNNMax LTVMax

Conclusion

Dans ce travail exploratoire, on montre que la détection de crise via l'analyse de l'ECG et l'exploitation des outils de machine learning est possible.

L'algorithme 'Extra Trees' confère les meilleurs résultats avec une sensibilité intéressante pour tout type de crises y compris les crises non convulsives.

Néanmoins la faible spécificité laisse supposer un taux important de fausses alarmes → Intérêt de le coupler à d'autres outils (EMG, accéléromètres)

[1] Beniczky S, Wiebe S, Jeppesen J, et al. Automated seizure detection using wearable devices: A clinical practice guideline of the International League Against Epilepsy and the International Federation of Clinical Neurophysiology. Epilepsia. 2021;62:632–646.
[2]Jeppesen J, Fuglsang-Frederiksen A, Johansen P, et al. Seizure detection using heart rate variability: A prospective validation study. Epilepsia [online serial]. 2020;61. Accessed at: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/epi.16511. Accessed February 7, 2021.
[3]Siddiqui MK, Morales-Menendez R, Huang X, Hussain N. A review of epileptic seizure detection using machine learning classifiers. Brain Inf. 2020;7:5.
[4]De Jonckheere J, Logier R, Dassonneville A, Delmar G, Vasseur C. PhysioTrace: An efficient toolkit for biomedical signal processing. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2005;2005:6739–6741.
[5]He X, Zhao K, Chu X. AutoML: A survey of the state-of-the-art. Knowledge-Based Systems. 2021;212:106622.