



Détection de crise d'épilepsie en temps réel au moyen des signaux de mouvements et de la reconnaissance d'activité

F. Peigné (1)(2), L. Dumont (1), C. Le Couedic (1), D.Rigal (2), A.Larbi(2), P.Latour, J.Petit (3)

(1) Association Aura - Paris (France), (2) L3S, (3) Institut la Teppe - Tain L'Hermitage (France)

INTRODUCTION

Le suivi des crises d'épilepsie est crucial pour la surveillance de l'épilepsie, l'évaluation du traitement et la possibilité d'évaluer si la survenue des crises d'épilepsie correspond à un chronotype particulier.

Ce dernier point permettrait la réalisation d'un agenda de crise pour les personnes épileptiques. Actuellement, les études montrent que les agenda de crises d'épilepsie reposent sur les seules personnes épileptiques ou sur les proches aidants ne sont pas totalement fiables, avec en particulier de nombreux oubli des crises nocturnes.

Les dispositifs portables peuvent être mieux tolérés et mieux adaptés à une évaluation précise de la fréquence et la temporalité de crises d'épilepsie à long terme.

Nous proposons dans ce document de partager la problématique et les pistes d'amélioration de la détection de crise d'épilepsie à l'aide de modèles de reconnaissance d'activité par le mouvement.

Cette étude fait partie d'un projet global (DetecTeppe) dont l'ambition est d'obtenir un dispositif offrant :

- Un système de détection de crise en temps réel.
- Basée sur une analyse multimodale biométrique (i.e. fréquence cardiaque et du mouvement) des crises d'épilepsies.
- Interactif pour le patient.

La double compétence médicale et technique entre l'Institut la Teppe, ses partenaires et l'association Aura a été mise à profit pour réaliser cette étude, un ensemble d'outils open-source permettant de travailler sur ces données est mis à disposition.

MÉTHODE

Objectif

Établir un agenda personnalisé de suivi des crises d'épilepsie pour améliorer la prise en charge des personnes épileptiques par les professionnels de santé.

Baseline et entraînement des modèles

Pour détecter ces crises d'épilepsie, nous avons développé des modèles par apprentissage statistiques qui reconnaissent des motifs de mouvement spécifiques à la crise.

En 2010 Guillaume Becq a publié un modèle Baseline de détection de crise Tonico Cloniques entraîné sur un sous ensemble de 30 crises, et s'appuyant sur une feature unique (Entropie) [1]. Sensibilité : 0.80, Spécificité temporelle : 0.95 Bénéficiant de la démocratisation des outils d'intelligence artificielle et de l'augmentation de la puissance de calcul CPU, nous avons poursuivi ces travaux en entraînant 4 nouveaux modèles de Machine Learning sur un ensemble de features plus large.

Traitement du signal

Compte tenu de l'absence d'information sur l'orientation du capteur nous avons choisi de travailler sur la norme euclidienne du signal. MSG et MSD désignent les membres supérieurs gauche et droit. Le capteur tête a été retiré en raison de la trop grande variance des données (manque de fiabilité).

Nous avons découpé le signal en fenêtres de 15 secondes avec overlap de 50%.

Nous avons calculé et utilisé les features suivantes :

Nom feature		Interprétabilité											
Std_MSG		Ecart type signal											
Max_MSG		Max signal											
Mean_absolute_MSG		Moyenne de la Valeur absolue											
MSG_F_5-9, 9-13, 13-23		Spectre entre 5-9Hz etc.											
std range crossing rate		Nombre d'aller retour en dehors du range [-écart-type,écart-type]											
Ent_MSG		Entropie pour MSG											
Freq_max_MSG		Fréquence du pic d'activité MSG											

Train/test split

On écarte à chaque fois du jeu d'apprentissage la personne que l'on cherche à prédire et on ne garde que les crises concernées par le label pour l'apprentissage ("Leave one patient out"). Cela pose parfois le problème du très faible nombre de crises pour l'apprentissage (labels N et A).

Métriques d'évaluation

Nous avons utilisé les métriques de référence requises par la FDA pour la certification médicale des systèmes de crise d'épilepsie :

- Taux de fausse alerte sur 24 heures (< 2 / jours)
- Sensibilité de détection des crises > 70 %
- Spécificité sur des fenêtres temporelles

RÉSULTATS / CONCLUSION

Models / seizure type		All crises 60				TC : 11				T : 23				O : 15				N : 5				A : 5			
Model	Hyperparameters	sens	spec	sz detc	fp 24h	sens	spec	sz detc	FP24	sens	spec	sz detc	FP24	sens	spec	sz detc	FP24	sens	spec	sz detc	FP24				
Forêt aléatoire	max_depth = 4, n_estimators = 30, max_leaf_nodes = 10	0,55	0,993	33	40	0,73	0,996	8	24	0,26	0,995	6	29	0,87	0,975	13	145	0,0	0,959	0	236	0,80	0,936	4	371
Régression logistique		0,67	0,986	40	80	0,73	0,993	8	39	0,35	0,981	8	107	0,80	0,970	12	171	0,0	0,938	0	358	0,80	0,986	4	81
Kmeans	2 clusters	1,00	0,470	60	3048	1,00	0,690	11	1786	0,83	0,468	19	3067	0,93	0,430	14	3282	0,8	0,695	4	1755	1,00	0,336	5	3823
Xgboost	booster=gbtree, max_depth=12, max_leaves=5, eta=0,2	0,77	0,960	46	230	0,82	0,997	9	17	0,39	0,980	9	115	0,87	0,974	13	150	0,0	0,980	0	115	0,80	0,989	4	63

Tab. 2 : Evaluation de la performance de 4 algorithmes de ML selon les types de crise. sens (sensibilité temporelle sur fenêtre de 15 seconds), spec (spécificité temporelle sur fenêtre de 15 seconds), sz detc (nb de crise détectée sur au moins une fenêtre), FP24 (Taux de fausse alerte sur 24 heures)

Conclusion

- Gain en spécificité avec perte de sensibilité sur les crises Tonico Cloniques comparé au modèle baseline.
- L'augmentation du nombre de feature rend le modèle plus robuste
- Le découpage train/test par type de crises rend les modèles moins performants qu'un apprentissage sur tous le jeu de données en raison du trop faible nombre de données pour chaque type de crises.
- Très grande variance dans la prédictibilité selon le « label » des crises.
- La détection presque systématique des crises tonico-cloniques et même d'autres type de crise à définir à l'aide de signaux d'accélérométrie et d'ECG semble un objectif raisonnable, le problème principal est d'éviter un trop grand nombre de faux positifs. De plus les modèles permettront à minima une « surveillance statistique ».

- ### Limites
- Les signaux, acquis sur des personnes allongées, ne correspondent pas à ce que l'on peut observer en situation réelle. Pour robustifier ces modèles dans une utilisation courante, il sera important d'utiliser des données de mouvement.
 - Limites du matériel d'acquisition d'ors (plafond à 1G), l'utilisation de matériel plus récent permettra d'affiner le signal et donc les prédictions => amélioration du matériel d'acquisition lors de la prochaine étude clinique.

PRÉSENTATION DE LA BASE DE DONNÉE CAPAMETRIM

Basée sur l'étude réalisée par l'hôpital de Grenoble entre 2005 et l'année 2010 sous la direction de Guillaume Becq dans le cadre de ses recherches sur l'épilepsie au terme du projet « Epimouv », rassemblant 3 bases de données différentes.



Fig 1: Provenance du signal



Fig 2: Répartition des crises et labels

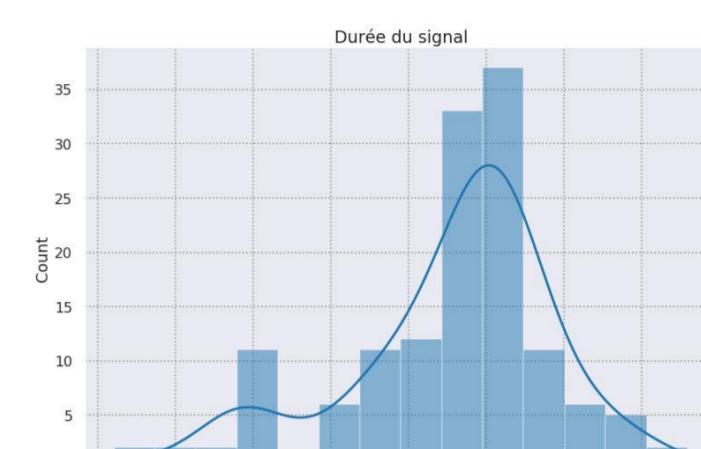


Fig 3: Durée par examen (secondes)

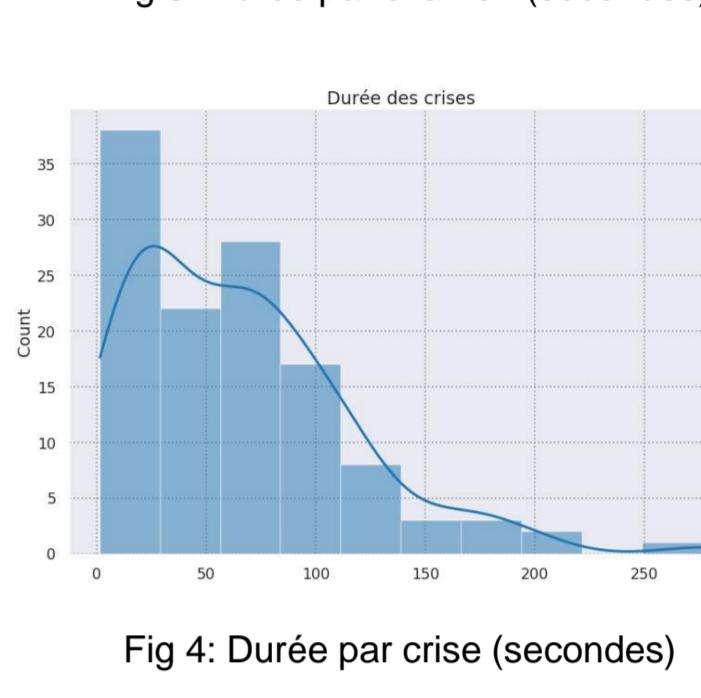


Fig 4: Durée par crise (secondes)

Acquisition / Capteurs

Acquisition faite avec trois capteurs positionnés sur respectivement :

1. poignet gauche (MSG)
2. poignet droit (MSD)
3. tête (T)

Portés par des patients allongés et sous vidéosurveillance.

En raison d'un manque de fiabilité des données, le capteur tête n'a pas été exploité. Chaque capteur mesure la gravité selon 3 axes x,y,z.

Labelling des données

Les données de crises ont été analysées par le Dr Latour. L'analyse a consisté à identifier la sémiologie la plus longue entre t0 et t2 (respectivement début et fin d'observation de la crise) sur la base des annotations réalisées dans l'étude EPIMOUV. Les labels finaux utilisés sont N, A, T, TC, Auto.

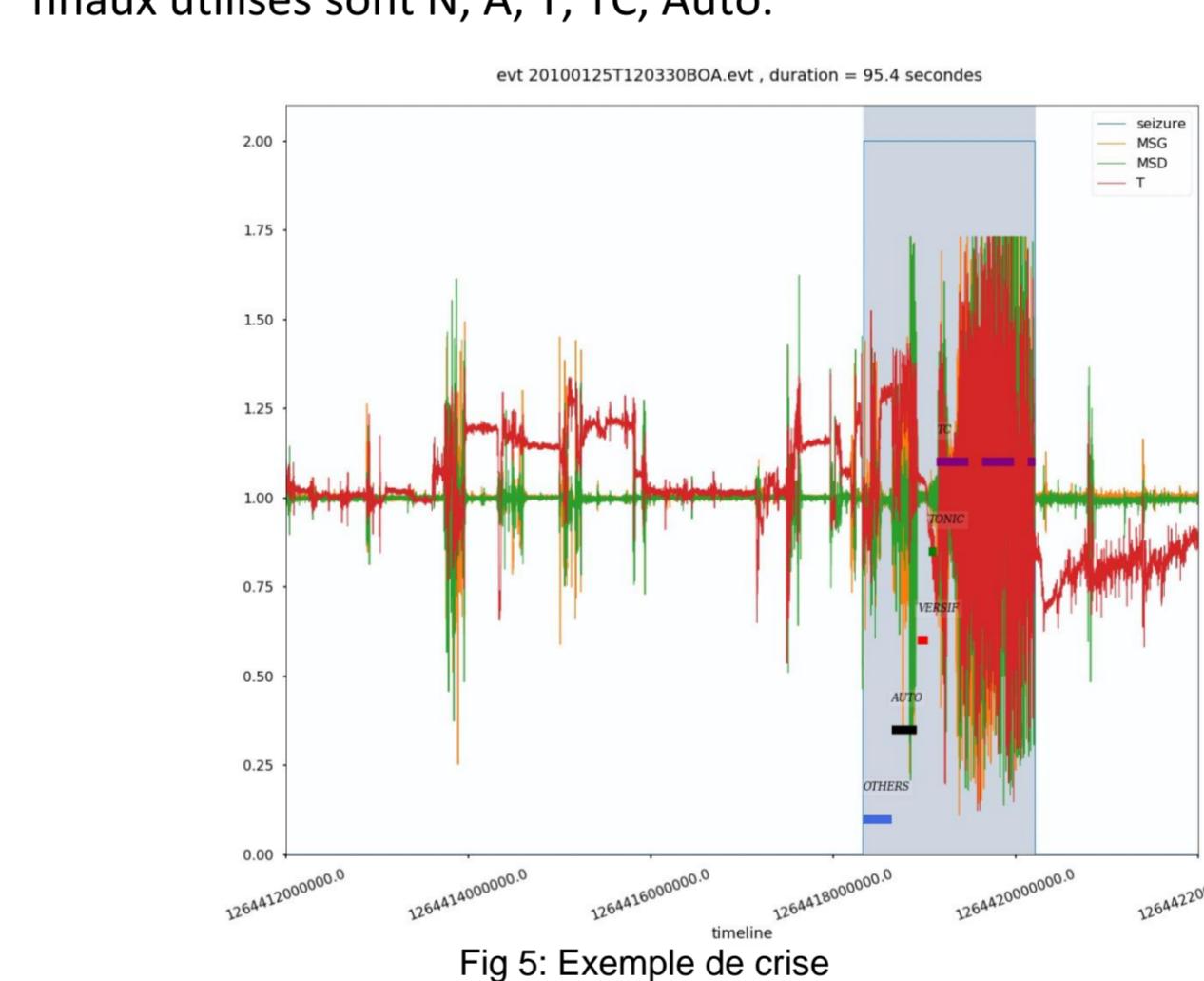


Fig 5: Exemple de crise

Classe utilis	Sous-classe	Manifestations
N = NOMVT		Pas de mouvement
A = AUTO		Automatismes
T = TONIC	V VERSIF HT	Manifestations toniques; les mouvements versifs et hypertoniques sont inclus dans cette classe
TC = TONICO CLONIC	C CLONIC	Les mouvements cloniques sont inclus dans cette classe
H,HM = HYPER		Mouvements hypermoteurs
O = OTHERS	ATF	Autres manifestations motrices non pathologiques ou complexes; les artefacts sont inclus dans cette classe
NaN		Non scorés

</div