



# **REDS**

## **signaux EEG**

---

Léane Salais

28 janvier 2020

# Nature de la tâche

## Classification d'électroencéphalogrammes (EEG)

Mesure de l'activité cérébrale sur le long terme

D'abord un outil de surveillance et de diagnostic

## Le signal EEG s'exporte hors du contexte médical

C'est lié à la démocratisation des BCI (interfaces cerveau-machine)

*...ou du moins du concept*



(rêves brisés)

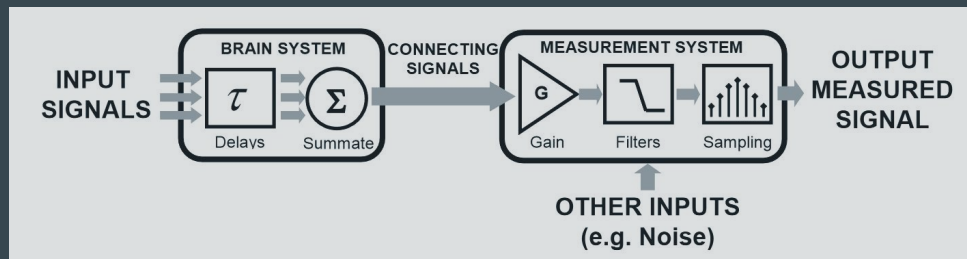
# Tempérez vos attentes

La contribution doit être taillée pour une situation réaliste

On traitera ici la détection des absences liées à l'épilepsie



# Explications pour les profanes



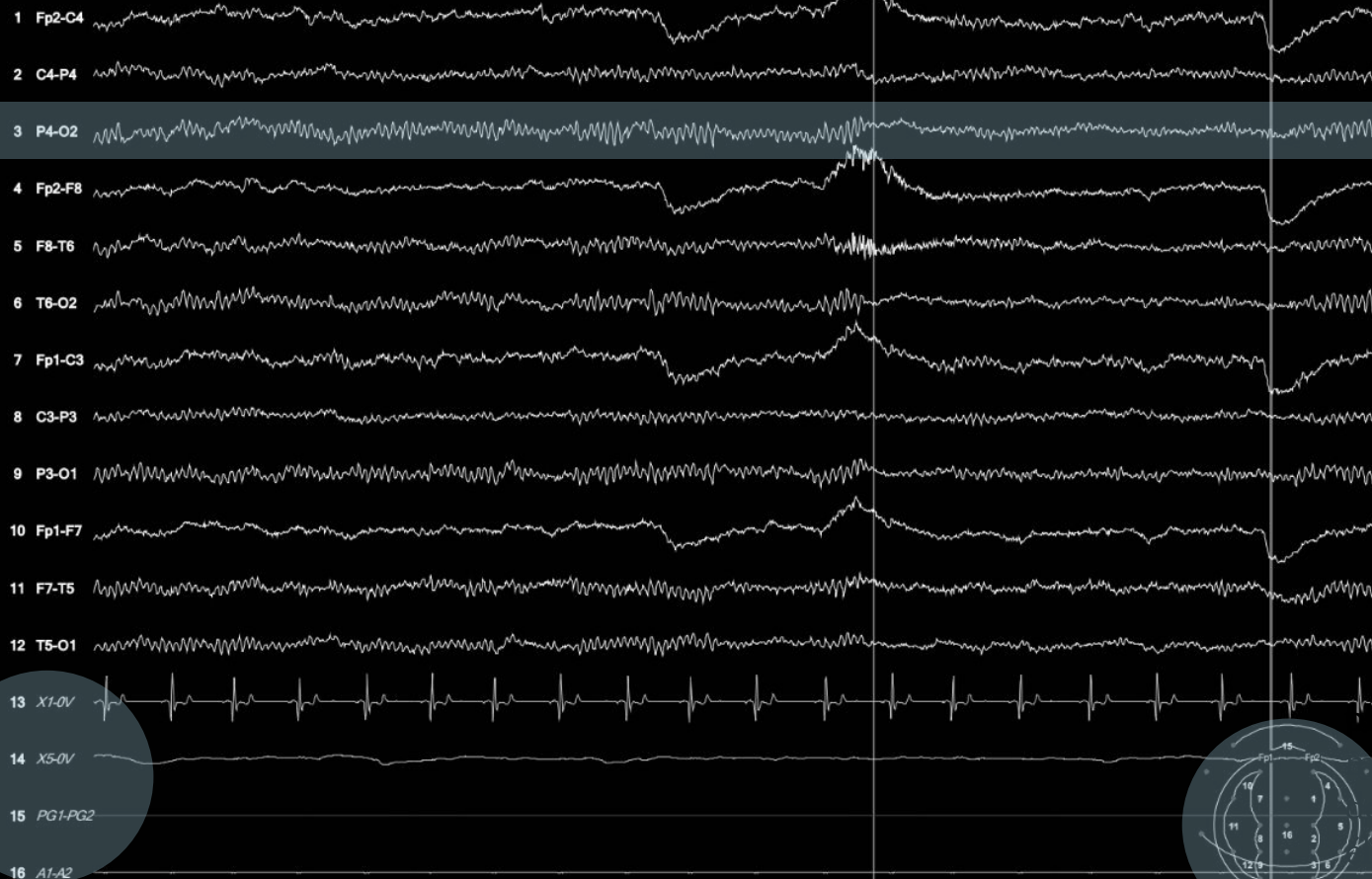
## Tests à EEG

Recueil non-invasif d'une activité électrique avec plusieurs canaux

Attention, on regarde les *différences* de potentiel

→ dynamique *relative* d'une grande population de neurones

O = occipital



activité cardiaque

respiration

activité musculaire

Scale 84% 0

PHOTO 3Hz

YEUX OUVERTS

YEUX FERMES



# L'EEG épileptique

## Élément clef : le rythme $\alpha$

Fréquence de l'activité de base, normalement<sup>TM</sup> visible chez l'adulte

Elle sert de référentiel pour détecter des événements

## Absence épileptique : activité macroscopique non-inhibée

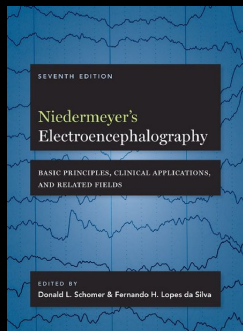
Une synchronisation des canaux (plusieurs ou tous)

Une grande amplitude (hyperexcitation)

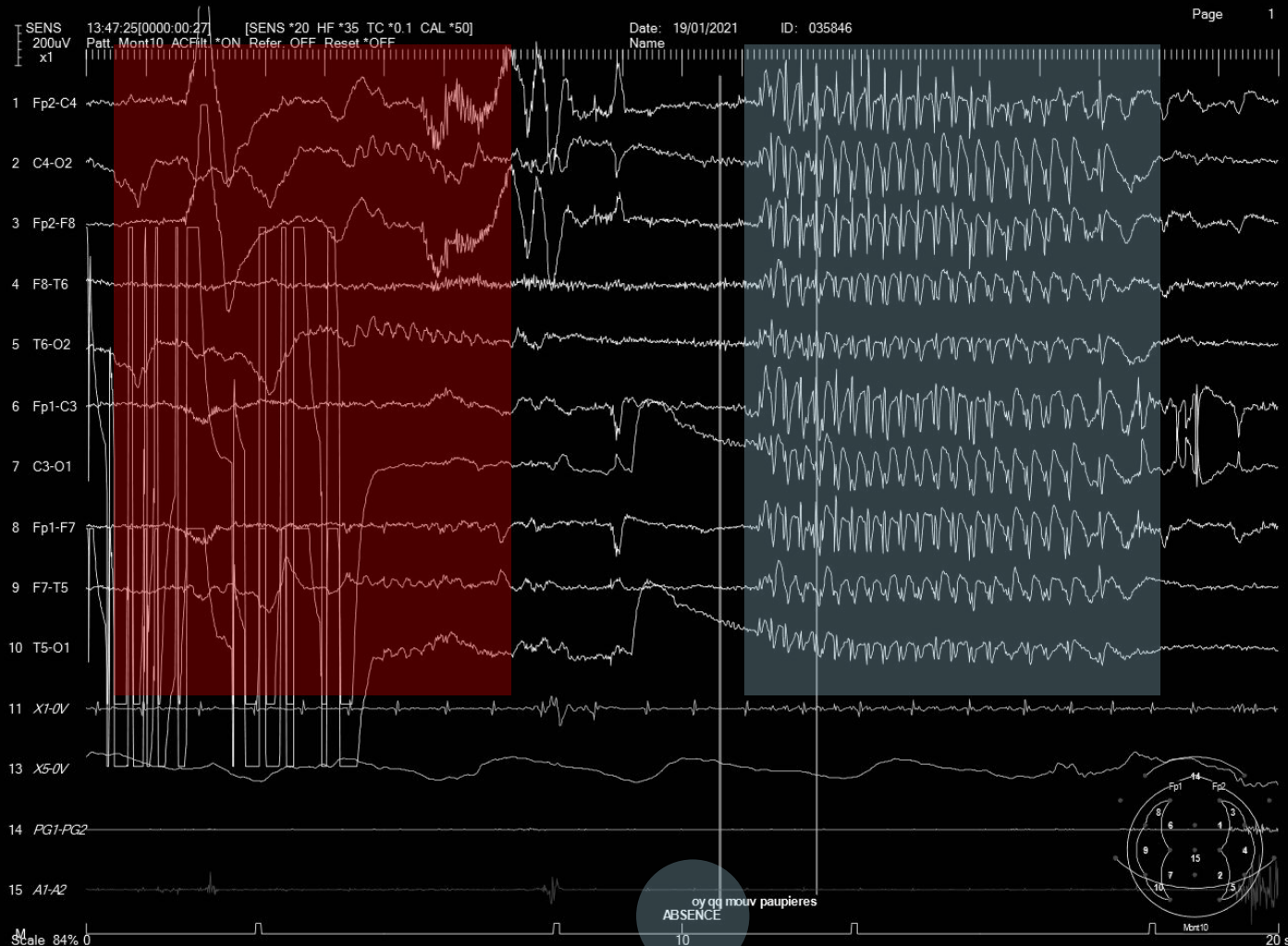
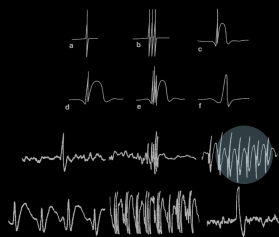
Des oscillations (soutenues par l'activité de larges ensembles)

**...dans tous les cas, un changement radical par rapport au rythme  $\alpha$**





1200 pages





**“normalement”™**

# Ce qu'on recherche

## Besoin de support

L'analyse des EEG prend du temps

La *formation* à l'analyse des EEG prend du temps

Le suivi des patient·e·s est discontinu : l'expert·e n'a pas les yeux partout

**Il faut pouvoir développer un outil de détection qui soit digne de confiance.**

**Important : rater une crise, c'est mal, se persuader qu'il y en a une, c'est pire**

Il faudra faire la chasse aux faux positifs

# Difficultés majeures

## Domaine : traitement du signal

Données complexes avec une composante temporelle

## Éléments propres aux EEG

Signal très long

Nombre de dimensions (électrodes) ingérable tel quel

Accès aux volontaires difficile

→ expérimentations chronophages et coûteuses

# Difficultés majeures

## Une identité unique des patient·e·s

Généralisation vs. personnalisation ?

## Une identité unique des expert·e·s

“It was shown that when four experts were asked to review the same EEG record, marked independently before by another expert, only 92% of the events were also identified by one of the new experts, and just below 80% were identified by two or more experts. Even less agreement was evident as to the time of onset and termination of seizures.”

- *Epileptic Seizures and the EEG*, A. Varsavsky, I. Mareel, M. Cook

# Etat de l'art (circa 2018)

## Protocole historique en deux temps

Calibration supervisée pour filtrage spatial (CSP) avant classification

→ une phase pendant laquelle on adapte le modèle à la base

Très spécifique au dataset

## Un meilleur pouvoir de généralisation grâce au Deep Learning

Avec les CNN, plus d'extraction de features spécifiques : tout-en-un

Mais les articles confirment l'effet *black-box* associé au Deep Learning

# Être acteur dans la course

Pour nous, il n'est pas imaginable de placer le traitement  
entre les mains d'un modèle black-box.

[...ni entre celles du nôtre, ndlr]

*\*ambitionnons*

Nous envisageons de rendre les CNN plus transparents

et de faciliter la tâche des médecins interagissant avec

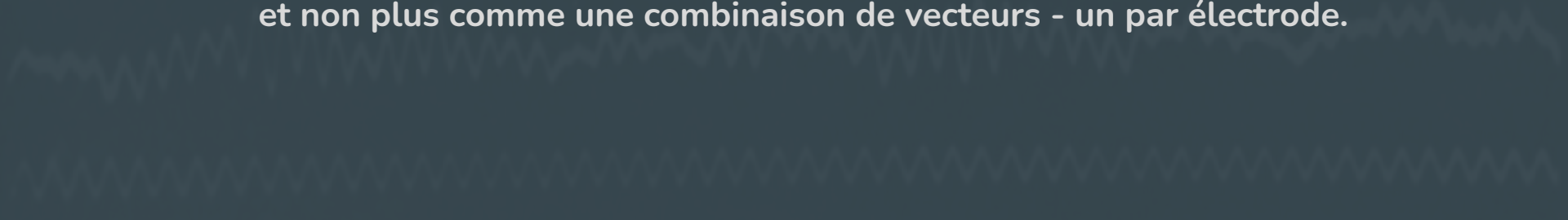


# L'intuition

**Si une absence a un début et une fin,**  
nous pouvons forcer un modèle à reconnaître ses bornes

**La meilleure façon de gagner la confiance du médecin**  
est de lui parler le même langage

**Il suffirait alors de présenter l'EEG comme une image en 2D,**  
**et non plus comme une combinaison de vecteurs - un par électrode.**



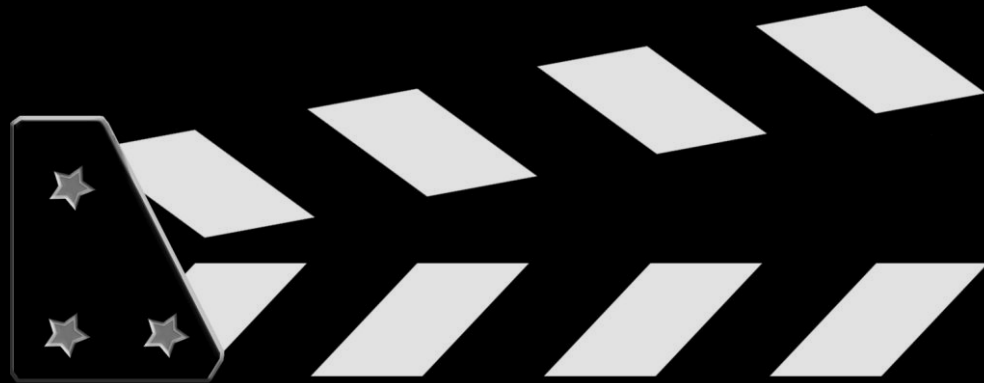


# Remarque sur l'état de l'art

“EEG” ne devrait pas être donné tel quel comme sujet de recherche

Les sources et mots-clefs de la recherche ont radicalement changé

*et c'est reparti pour un état de l'art plus spécifique*



PROD. NO

SCENE

TAKE

ROLL

2

DATE

SOUND

PROD. CO

DIRECTOR

CAMERAMAN

## Qui l'a déjà fait ?

**Des images en 2D ? On n'a rien inventé.**

Une approche désormais commune en traitement du signal

Le premier article [1] qui la propose pour les EEG date de 2019

On continue sur cette lancée

**“To our knowledge, the present study is the first comprehensive attempt to automatically evaluate EEG as plot images.”**

“Seizure detection by convolutional neural network-based analysis of scalp electroencephalography plot images”

- A. Emami et al., 2019

# Etat de l'art (circa 2020)

## Les auteurs se plaignent du taux de faux positifs

Une solution est proposée dans un article [2] de janvier 2020 :  
si l'amplitude du signal n'a pas varié par rapport à une référence,  
l'éventuelle détection est supprimée

"Comparison of different input modalities and network structures for deep learning-based seizure detection"

- K. Cho, H. Jang, 2020

**On a déjà des chercheurs-es ravi·e·s** (ici un commentaire publié en septembre)



# Etat de l'art (circa 2020)

## Une “amplitude de référence” ?

Si les segments d'EEG n'ont pas un aspect séquentiel,  
impossible de savoir à quoi on se réfère

→ Vous suivez AMAL ?

Vous avez passé de bons moments avec les LSTM

## C'est un concept *video recognition*

(d'autres [3] y ont pensé sous une modalité d'input différente)

“Gated recurrent networks for seizure detection” - M. Golmohammadi et al., 2018

# Etat de l'art (circa 2020)

Et comment rendre cela interprétable ?

On pense tout d'abord aux cartes de saillance

→ Vous suivez RDFIA ?

Vous avez adoré (NON) essayer de les lire



Pourquoi pas des mécanismes d'attention ?

(d'autres [4] y ont *encore* pensé sous une modalité d'input différente)

"Automatic Epileptic Seizure Detection via Attention-Based CNN-BiRNN"

- C. Huang, W. Chen, G. Cao, 2019

# Récapitulatif

## Quels sont les ingrédients actuels ?

Une représentation de l'EEG sous forme d'images successives [1] [2]

Un CNN pour lire ces images [1] [2] [3] [4]

Un mécanisme d'attention avec possibilité de cartographie [4]

Un LSTM pour contextualiser ces images [3] [4]

## Et nous ?

Ces éléments existent séparément, on peut les associer intelligemment

On optimise pour l'explicabilité (et on touille)

# Modélisation du problème

## Un problème bi-classes

Présence ou absence d'une absence (...) dans un enregistrement

## Une optique de généralisation avec la cross-validation

Train sur un ensemble d'individus

Validation : il suffira de cacher leurs étiquettes (e.g. 70 train / 30 val)

Test avec leave-k-people-out (10% des personnes ?)

→ car en conditions réelles, on aura affaire à d'autres patient.e.s...

# Choix de la base de données

**Contenu homogène** → ordre des électrodes (10 ?), âge (5+), EEG superficiels

**Datasets existants : le moins pire**

CHB-MIT : scalp EEG, diversité des patient·e·s mais prédécoupé

**Problème ou solution : chaque article fabrique son propre dataset...**

**Ressources de Robert Debré (découpage ouvert)**

### Encodage

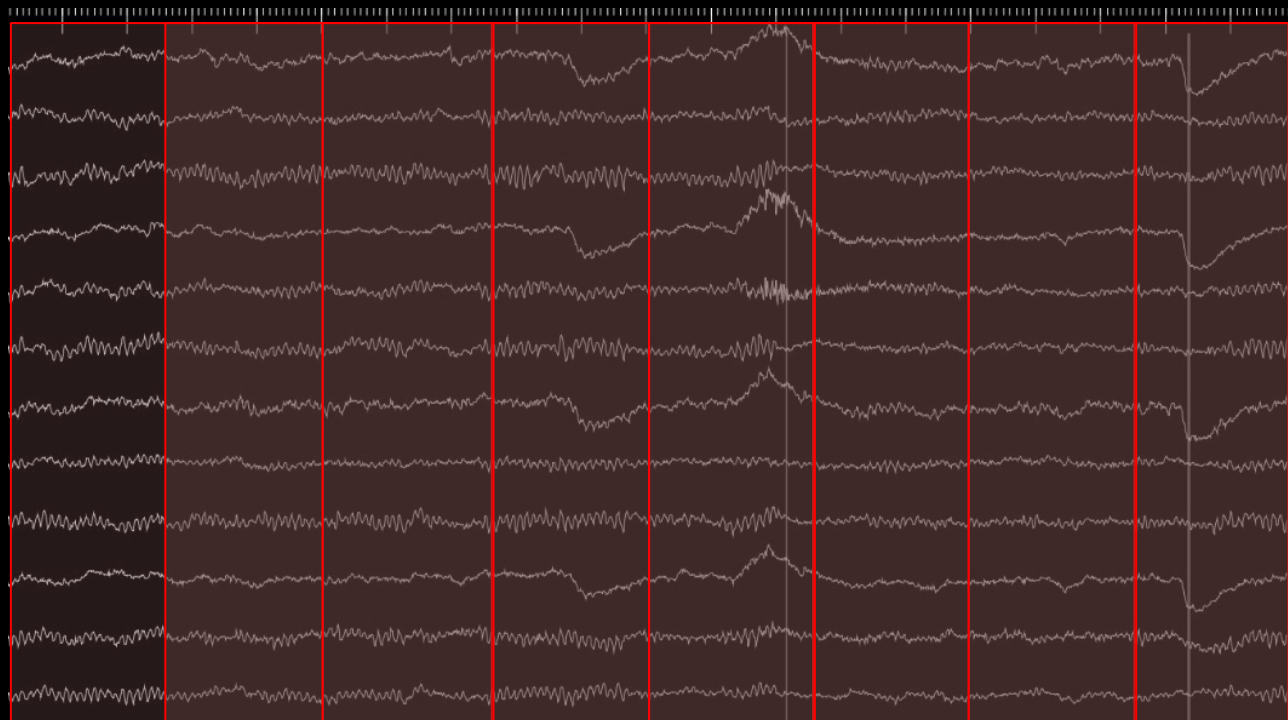
Sous forme d'images :  
subsampling  
capture des waveforms  
ne rien annoter

Retrait des signaux du  
coeur et de la respiration  
maintien de l'activité  
musculaire

### Quel découpage ?

Prises de vue de 5 s  
overlaps de 2.5

Chaque EEG correspond  
maintenant à une liste  
d'images successives





# Choix de la base de données

## Étiquettes

Biais uniforme si les mêmes expert·e·s s'en chargent partout

L'étiquetage doit avoir lieu *avant* le découpage

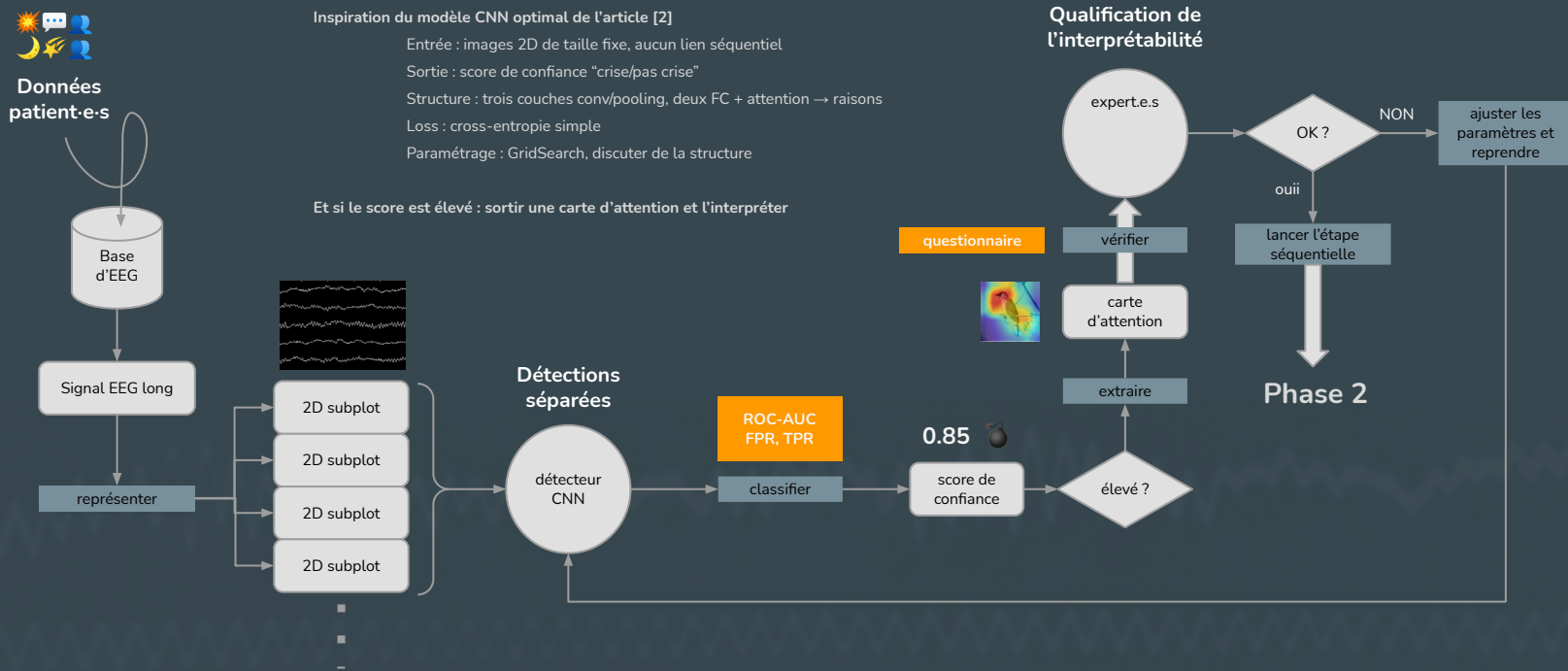
→ différence avec d'autres modèles : pas une seule classe par fenêtre

Il faut une tolérance si overlap de moins d'1s avec une étiquette "crise"

→ hors du calcul des loss, mais excellent témoin de l'attention

# Construction du réseau

## Phase 1 : apprendre un détecteur CNN interprétable au possible

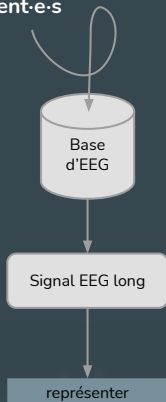


# Construction du réseau

## Phase 2 : intégrer ce modèle dans une représentation séquentielle



Données  
patient-e-s



Le modèle LSTM

Entrée : représentation FC du CNN, score de confiance, pour des images successives (!) d'un même patient (batchs divers possibles)

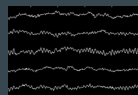
Sortie : score de confiance "crise/pas crise" image par image → many-to-many

Structure : bidirectionnel, on peut comprendre une crise avec l'état post-ictal...

Loss : cross-entropie simple, supervision sur tous les outputs

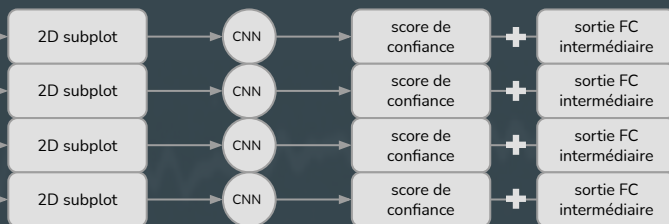
Paramétrage : GridSearch !

Modèle  
déjà appris



0.85 🧨

(tuple)



Prise en compte de  
la séquentialité

LSTM  
bidirectionnel

Prédiction  
finale !

ROC-AUC  
FPR, TPR

classifier

0.95 ✖



# Mode d'évaluation

## Métriques objectives sur la classification

Attention au post-processing pour l'étiquetage

ROC-AUC (pour des classes déséquilibrées)

True Positive Rate (TPR), False Positive Rate (FPR) isolés

→ par heure de signal, on s'inquiète du temps de review des expert·e·s

Sur les deux phases

## Métriques subjectives sur l'explicabilité

Questionnaire expert·e avec lequel on a optimisé le CNN

# Quelles baselines ?

Ce dataset, ce découpage... jamais fait...

mais voici les résultats de l'état de l'art sur les datasets de chaque article :

	Sensitivity (TPR)	Specificity (TNR)	ROC-AUC	FPR (/heure)
[1] : premier CNN sur des images de waveforms	0.74	0.99	–	–
[2] : CNN optimisé sur images de waveforms	0.966 0.969	0.998 0.999	0.991 0.998	0.008 0.011
[3] : système à RNN, input sous forme de vecteurs	0.3083	0.9710	–	0.25
[4] : CNN + RNN avec attention, input vecteurs	0.9394	0.9288	–	–

# Quelles baselines ?

**La partie RNN est censée améliorer la classification de base**

Le CNN seul est utilisé comme baseline

**La phase séquentielle peut être optimisée inter- ou intra-patient**

Les absences de ce type ont une forme assez classique

Pour l'épilepsie générale, ce sera souhaitable d'avoir un accompagnement spécialisé



# Avantages

Même si c'est un processus long, des expert·e·s sont enthousiastes !

**Alléger les dimensions ? Plus besoin**

Des images en noir et blanc ne posent aucun problème

**Focus sur la confiance accordée au CNN**

En visualisant les points d'attention

**Séquentialisation de l'appréhension d'un EEG**

Les meilleurs résultats possibles malgré d'éventuelles pertes sur le CNN

et...

# Extension à la prédiction

## Classification tri-classes ? Mauvaise idée

Certains datasets incluent un label “pre-ictal” (pré-absence)

...mais c'est douteux (limite dans le temps ?)

Dans notre modèle, il suffit de prendre X secondes avant une crise...

et avec un post-processing, de classifier ces moments comme à risque.

## Extension à la prédiction

Et avec ça...

Avec le même CNN appris et jugé satisfaisant par les expert·e·s,  
une fois les éléments pré-ictaux soulignés,  
on optimiserait le LSTM avec une attention sur eux.

Pour aller plus loin : générer des suites possibles courtes avec le LSTM

**Certains outputs permettront de signaler un risque d'absence.**

On peut ainsi avoir une idée du temps du futur auquel elle est prévue.

# Références

Immense merci au Dr. Hala Nasser, neuropédiatre,  
pour ses ressources et conseils 🌱

Articles essentiels pour ce travail [\[1\]](#) [\[2\]](#) [\[3\]](#) [\[4\]](#) [\[5\]](#)    Autres inspirations [\[A\]](#) [\[B\]](#) [\[C\]](#)

Dans les dernières pages [ici](#) : tout ce qui avait déjà été essayé en juillet 2020

Par ailleurs, [une explication rapide sur les EEG](#) (Jussieu !)

Un [livre](#) pour tout comprendre de la détection automatique de l'épilepsie (2018...)