

PLDAC

Chants d'oiseaux

25 mai 2023

Valentin Bencheci, Aymeric Delefosse

Master DAC - Sorbonne Université



Contexte

Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events

- Workshop & Challenge annuels : rassemblement de la communauté de chercheurs du domaine du traitement du signal audio .
 - Se concentre principalement sur la détection et la classification des scènes et événements acoustiques.

Exemples

- 2022/2023 : *Few-shot Bioacoustic Event Detection*
 - 2021 : *Automated Audio Captioning*
 - 2017/2018 : *Bird audio detection* ← notre problématique

Le challenge : *Bird Audio Detection*

Challenge

- Développer un système capable de détecter la présence ou l'absence de sons d'oiseaux dans des enregistrements audio.
- Décision binaire ou probabiliste $\in [0, 1]$.
- ⇒ Capacité à généraliser (défi important).

3 jeux de données pour y parvenir : Freefield, Warblr et BirdVox.

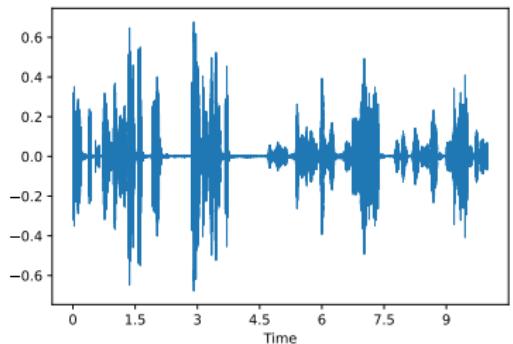
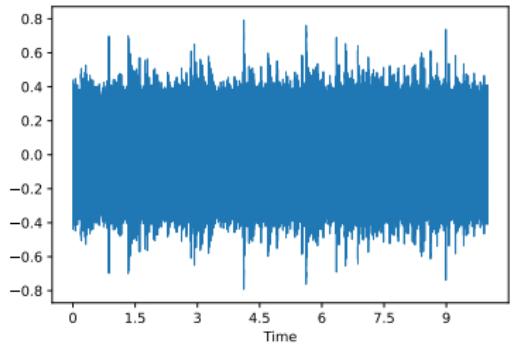
En résumé...

Les sons d'oiseaux peuvent être distingués en chants ou cris, en se basant sur la complexité, la longueur et le contexte. Ici, on ne les distinguerà pas.

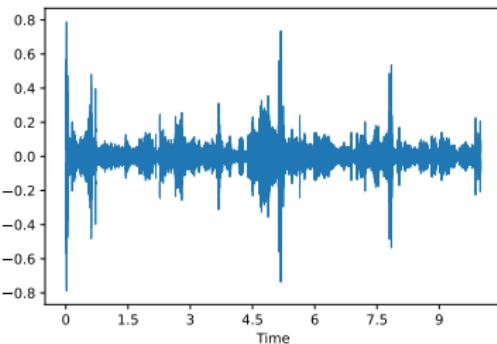
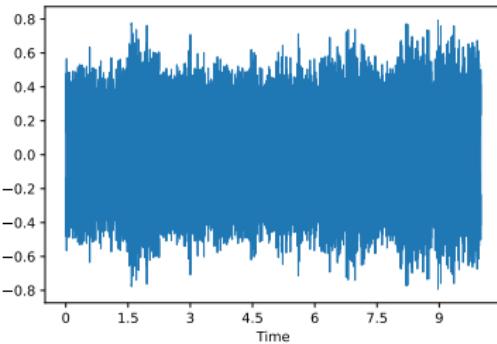
Les sons d'oiseaux

- Plus ou moins long (chant vs cri).
- Motifs répétitifs structurés qui peuvent varier dans le temps (rythme, tempo, puissance, trilles, glissandos, vibrato...).
- Couvre une large gamme de fréquence mais le chant d'une espèce oiseau peut occuper une plage de fréquence spécifique/limitée (en fonction de l'espèce).
→ Notion de *syllabe*.

Principal défi



(a) Enregistrement contenant des oiseaux



(b) Enregistrement ne contenant pas d'oiseaux

Représentation spectrale

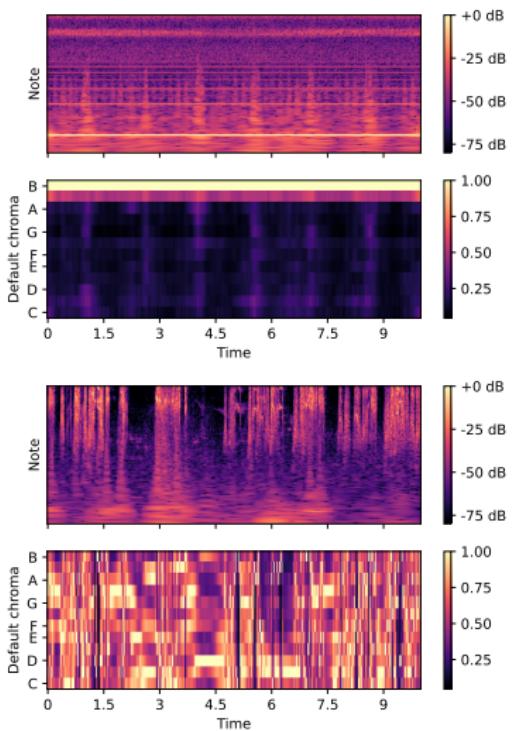
Mais il existe plusieurs représentations... laquelle choisir ?

Les plus communes...

- Spectrogramme ?
- Chromagramme ?
- Cepstre ?

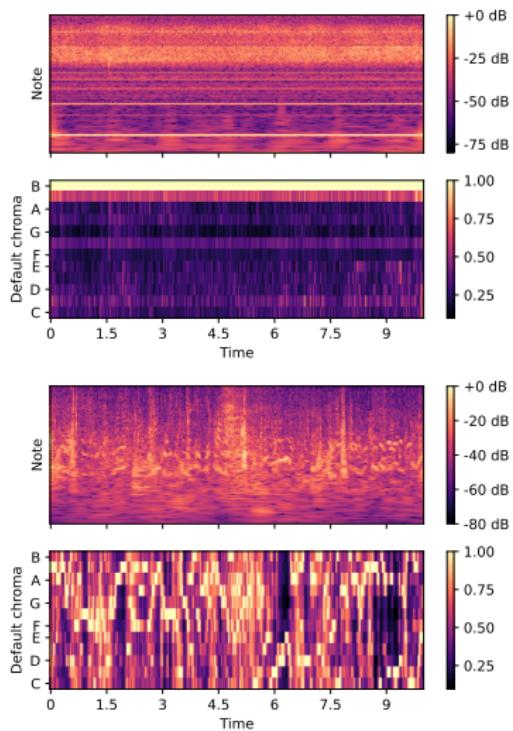
⇒ Dans tous les cas : Fourier !

Représentation spectrale : Chromagramme



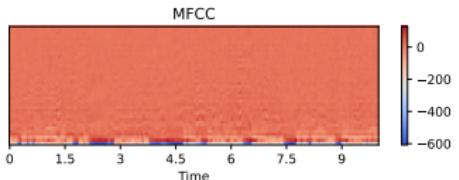
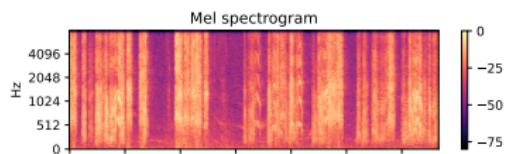
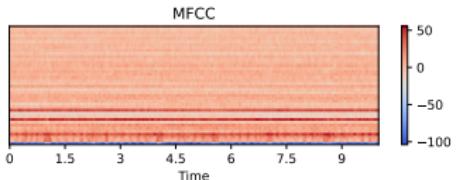
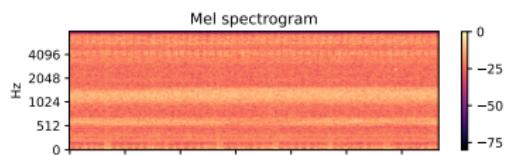
(a) Enregistrement contenant des oiseaux

Chants d'oiseaux

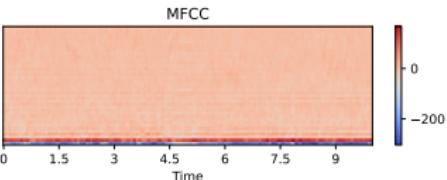
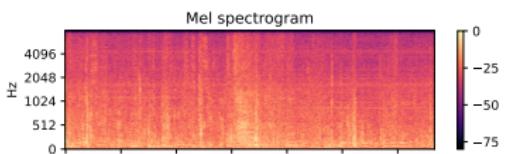
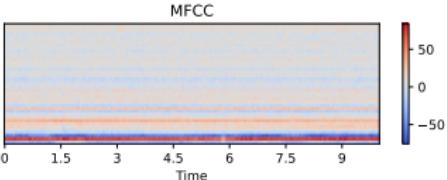
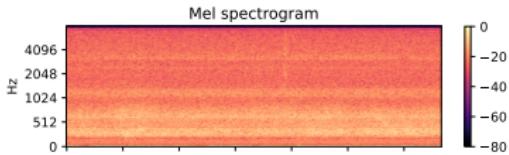


(b) Enregistrement ne contenant pas d'oiseaux

Représentation spectrale : Cepstre

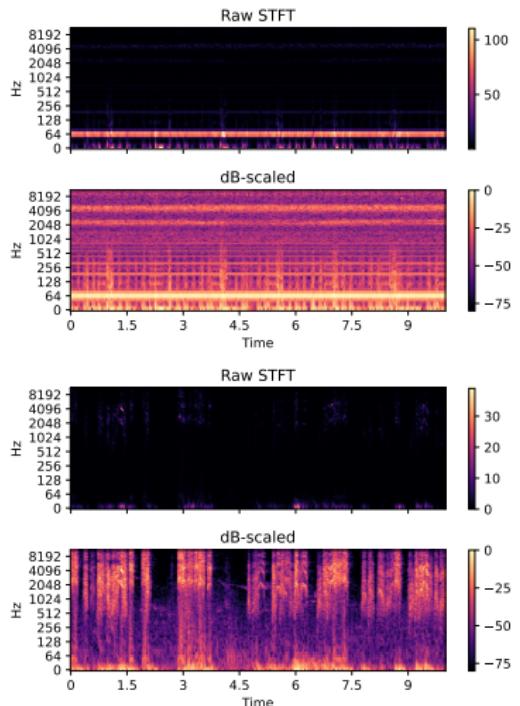


(a) Enregistrement contenant des oiseaux

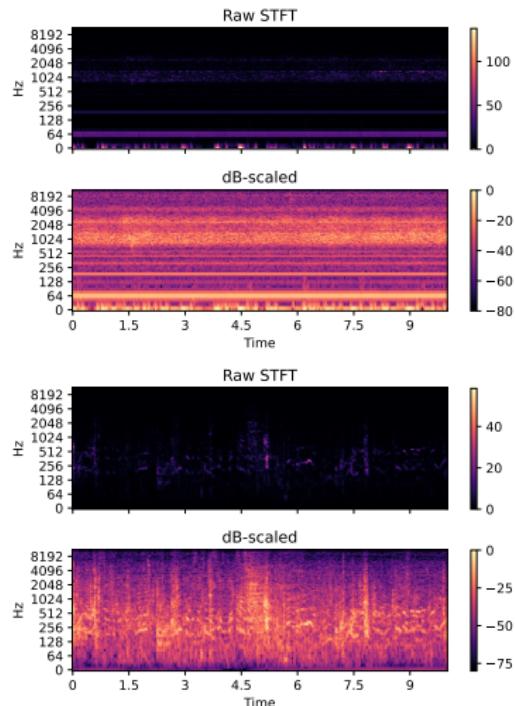


(b) Enregistrement ne contenant pas d'oiseaux

Représentation spectrale : Spectrogramme



(a) Enregistrement contenant des oiseaux



(b) Enregistrement ne contenant pas d'oiseaux

Et maintenant ?

En plus de transformer la représentation, il y a d'autres façons de pré-traiter les données en traitement du signal. Entre autres :

Pré-traitements

- Normalisation
- Réduction de bruit
- Élimination des artefacts et des imperfections
- Augmentation de données
- Modification temporelle et fréquentielle
- Détection et suppression de "mots-clés"

Beaucoup de pistes : tout explorer est **chronophage** mais serait intéressant, d'un point de vue théorique et fondamental.

Quels pré-traitements explorer ?

Nous avons choisi d'explorer **3 approches** différentes pour le pré-traitement.

Approches choisies

- Spectrogramme + Suppression du bruit + Découpage en chunks.
- Spectrogramme + Supression du bruit.
- Mel-Spectrogramme.

Première approche

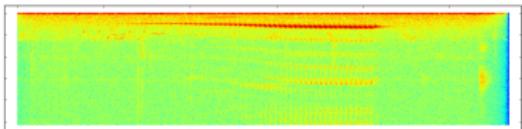
« Audio Based Bird Species Identification Using Deep Learning Techniques » Sprengel et al. 2016

Utilise des opérations d'érosion et de dilation puis divise les audios en chunks de 2 secondes.

- Calcul du spectrogramme, estime le bruit à partir du calcul des médianes.
- Extraction du masque binaire.
- Modifie la forme des objets binaires par érosion et dilatation.
- Division en chunks.

Première approche

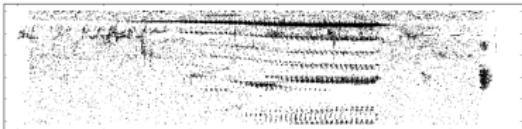
Spectrogramme original



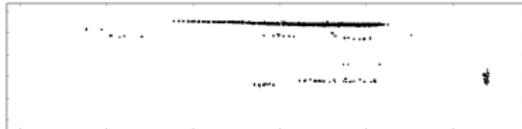
Pixels sélectionnés après érosion



Pixels sélectionnés



Pixels sélectionnés après érosion et dilatation



Deuxième approche

« Audio Based Bird Species Identification Using Deep Learning Techniques » Sprengel et al. 2016

Dans cette approche, nous nous concentrerons sur la fonction `reduce_noise` de la bibliothèque `noisereduce`, qui est une technique couramment utilisée pour supprimer le bruit des enregistrements audio.

- Préservation du signal.
- Robustesse.
- Adaptabilité.

Deuxième approche

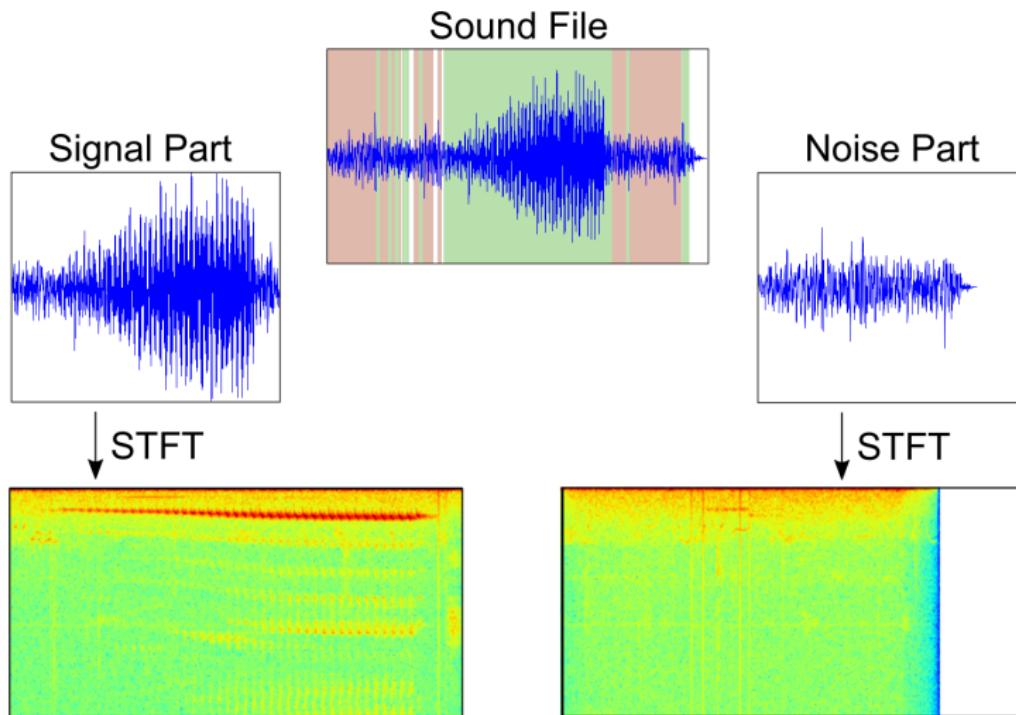


Figure 6 – Séparation du signal et de la partie bruitée d'un audio

Etat de l'art - SVM

Ce qui se faisait... et se fait encore : modèles "classiques" de *machine learning*.

Prix du jury du challenge 2016/2017 :

« Rapid Bird Activity Detection Using Probabilistic Sequence Kernels » Thakur et al. 2017

- SVM (+ GMM).
- Kernels "dynamiques" : probabilistic sequence kernel.
- Pré-traitements : MFCC, cepstral normalisation, short-time Gaussianization.

⇒ Faible complexité calculatoire par rapport à des modèles *deep* mais moins performant (75.2 %).

Etat de l'art - CNN

Ce qui marche le mieux : les réseaux de neurones.

Grand gagnant du challenge 2016/2017 :

« Two Convolutional Neural Networks for Bird Detection in Audio Signals » Grill et Schluter 2017

- Architecture CNN classique.
- Pré-traitements : silence/noise trimming + data augmentation.
- PCA + Agglomerative Clustering à partir des features du spectrogramme (moyenne, écart-type, 1-percentile, 99-percentile).
- Adaptation de domaine : pseudo-labeling.
- Ensembling : model averaging.

Etat de l'art - CRNN

Ce qui marche le mieux : les réseaux de neurones.

Prix du jury du challenge 2016/2017 :

« Convolutional Recurrent Neural Networks for Bird Audio Detection » Cakir et al. 2017

- Modèle « hybride » : CNN + RNN = CRNN.
- Résultats *très* proches du modèle le plus performant (88.5 % vs 88.7 %).
- Bien moins computationally intensive que le modèle le plus performant.
- Pas de data augmentation, d'adaptation de domaine ou d'ensembling.

Quelles modélisations explorer ?

Nous avons choisi d'explorer **4 approches** différentes pour la modélisation.

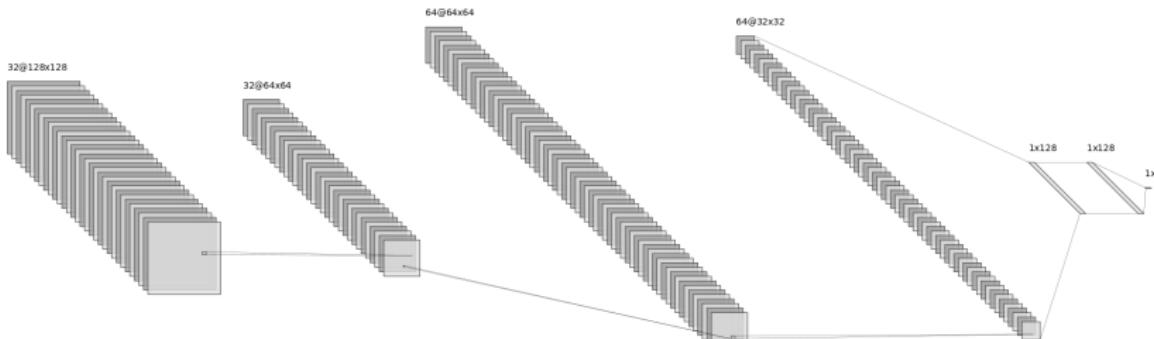
Approches de modélisation

- CNN
- RNN
- SVM
- CRNN

Pourquoi un CNN ?

Atouts

- Représentation spatio-temporelle.
- Hiérarchie des caractéristiques.
- Invariance aux translations.
- Capacité à gérer des données de grande taille.
- Apprentissage de représentations discriminantes.



Pourquoi un RNN ?

Atouts

- Gestion des séquences temporelles.
- Capture des dépendances à long terme.
- Traitement de séquences de longueur variable.
- Adaptabilité aux différentes fréquences d'échantillonnage.

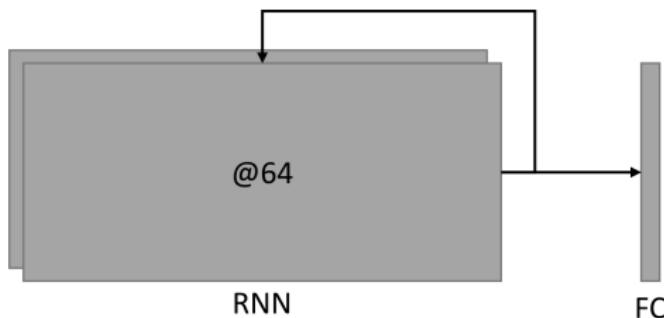


Figure 8 – Architecture RNN proposée pour la détection d'oiseaux

Quelles expérimentations ?

Pour le CNN...

- Ajouter une couche dense supplémentaires ?
- Jouer avec la couche de pooling (par exemple, average pooling au lieu de max pooling) ?

Pour le RNN...

- Ajouter une couche de sortie supplémentaire avec une fonction d'activation (ou non) ReLU ?
- GRU ? LSTM ? Bi-LSTM ?

Pourquoi ne pas essayer un SVM ?

Après tout...

Atouts

- Gestions des espaces de grande dimension.
- Contrôle du sur-ajustement.
- Flexibilité du choix de la fonction de noyau.
- Efficacité en présence de données déséquilibrées.

CRNN - Ce n'est pas une révolution...

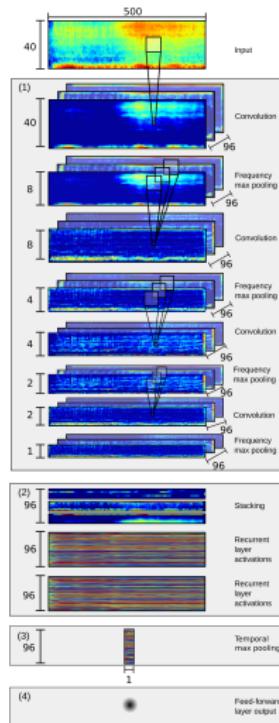
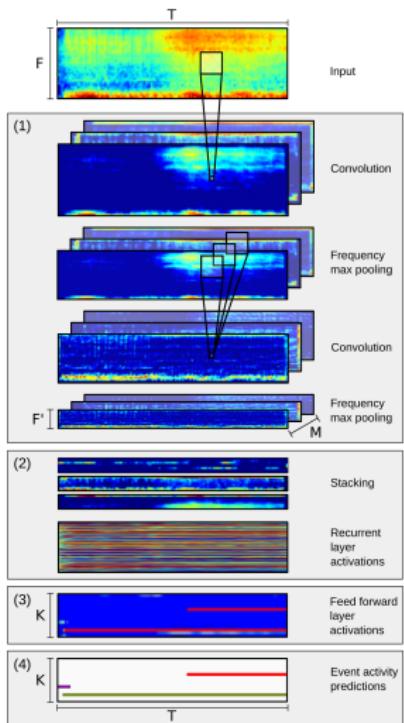
Pas nouveau... mais différent des architectures CRNN précédentes :

Cakir et al. 2017

- Aucune utilisation de couche linéaire après le CNN ou RNN.
- Kernels de convolution plus petits.
- Jusqu'à 4 couches de convolution, 3 couche de récurrence.
- GRU au lieu de LSTM.
- Séquences plus longues.
- Utilisation optionnelle d'une couche supplémentaire de *temporal pooling* à la sortie du RNN.

⇒ Surpasse les GMM, FNN, CNN et RNN classiques.

CRNN - Architecture



CRNN - Que peut-on en dire ?

On travaille sur des *images* (spectrogrammes), dans le temps ⇒ le modèle est entièrement fondé, mais pouvons-nous apporter des améliorations ?

La couche récurrente : GRU ?

GRU se "limite" à capturer des dépendances à court terme.

- En a-t-on *réellement* besoin ?
- Un RNN suffirait-il ?
- Un LSTM serait-il plus apte à capturer des informations ?
- Méthodes plus "modernes"... ?

CRNN - Que peut-on en dire ?

On travaille sur des *images* (spectrogrammes), dans le temps ⇒ le modèle est entièrement fondé, mais pouvons-nous apporter des améliorations ?

La couche de *temporal pooling*

But : réduire la dimension temporelle tout en préservant les features les plus importantes.

- En a-t-on *réellement* besoin ?
- Pourquoi ne pas regarder directement sur la sortie temporelle ?
- Méthodes plus "modernes"... ?

CRNN - Méthodes plus modernes ?

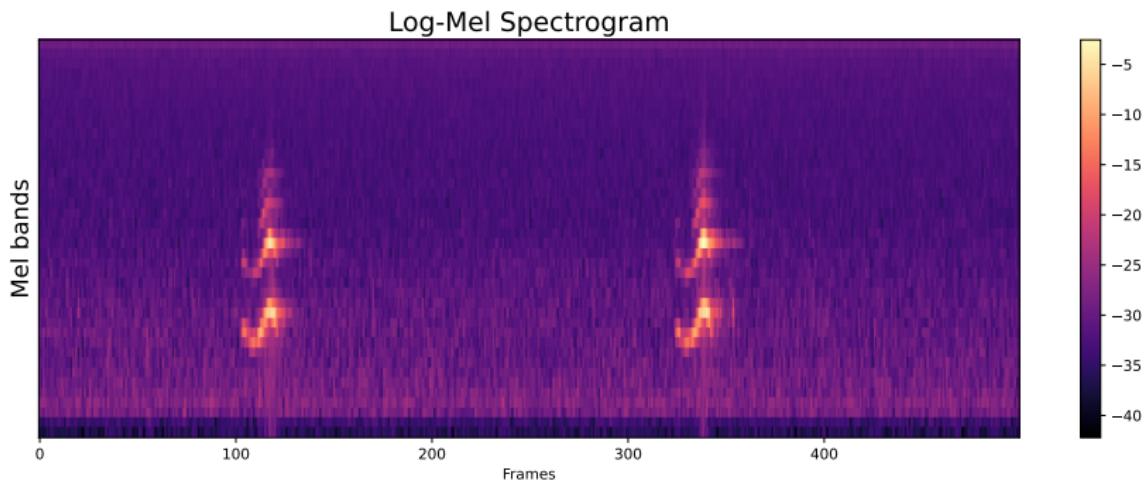


Figure 10 – Log mel-band energies d'un son contenant un oiseau

CRNN - Attention you say ?

La révolution de l'attention.

« Attention Is All You Need » Vaswani et al. 2017

Se concentrer sur des parties spécifiques d'une séquence, afin de capturer des relations à longue portée.

- Des Transformers à la place d'une couche récurrente ?
- De l'attention *pure* (soft ? hard ?) à la place d'une couche de pooling temporelle ?

Méthode d'évaluation

Données

Impossible d'évaluer sur les données d'évaluation du challenge.

- Prendre un échantillon d'apprentissage réduit issu des trois jeux de données (par exemple, en prenant 50 % des données).
- N'apprendre que sur un jeu et évaluer sur les deux jeux restants.
- Validation-croisée.

Métriques

- AUC (*mesure officielle du challenge*)
- F1
- *Matrice de confusion*

Première approche

Modèle	Pooling	Freefield1010		Warblrb10K		BirdVox	
		AUC	F1	AUC	F1	AUC	F1
CNN	-	.549	.585	.718	.605	.736	.710
CNN	Dense	.596	.533	.692	.575	.730	.752
CNN	Average Pooling	.591	.545	.586	.704	.674	.736
RNN	-	.525	.612	.654	.664	.725	.717
RNN	Dense	.564	.645	.625	.586	.635	.615
RNN	GRU	.610	.645	.694	.615	.705	.735

Table 1 – Performance des différents modèles sur Freefield, Warblr et BirdVox

Deuxième approche

Modèle	Kernel	Freefield1010		Warblr10K		BirdVox	
		AUC	F1	AUC	F1	AUC	F1
CNN	-	.599	.678	.459	.395	.691	.760
RNN	-	.584	.643	.554	.495	.604	.575
SVM	Linéaire de degré 2	.446	.467	.415	.399	.552	.526
SVM	Linéaire de degré 3	.511	.455	.435	.421	.564	.527
SVM	Sigmoïde de degré 2	.557	.524	.535	.504	.495	.485
SVM	Sigmoïde de degré 3	.533	.543	.553	.446	.554	.590

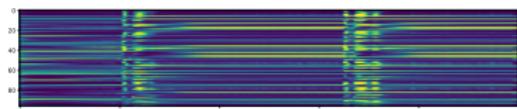
Table 2 – Performance des différents modèles sur Freefield, Warblr et BirdVox

Troisième approche et CRNN

Modèle	Pooling	Freefield1010		Warblrb10K		BirdVox	
		AUC	F1	AUC	F1	AUC	F1
CNN	Max probability	.847	.730	.849	.926	.873	.860
CNN	Temporal	.842	.706	.853	.937	.888	.885
CNN	Soft Attention	.847	.764	.851	.904	.852	.837
CRNN _{RNN}	Temporal	.841	.708	.789	.921	.877	.868
CRNN _{LSTM}	Temporal	.857	.783	.868	.906	.882	.873
CRNN _{LSTM}	Soft Attention	.849	.783	.858	.908	.870	.857
CRNN _{Transformers}	Temporal	.820	.755	.844	884	.836	.811
CRNN _{GRU}	Max probability	.861	.778	.860	.908	.882	.872
CRNN _{GRU}	Temporal	.840	.719	.818	.923	.890	.883
CRNN _{GRU}	Soft Attention	.859	.784	.870	.916	.891	.883

Table 3 – Performance des différents modèles sur Freefield, Warblr et BirdVox

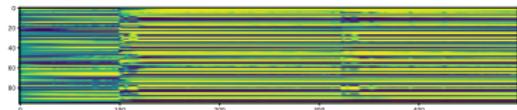
Temporal Pooling vs Attention



(a) Image de sortie après la couche récurrente (GRU) avant la couche de pooling



(b) Image de sortie après la couche de pooling



(c) Image de sortie après la couche récurrente (GRU) avant la couche d'attention



(d) Image de sortie après la couche d'attention

⇒ Ici, 99.9 % de chances qu'un son d'oiseau soit présent dans l'audio.

Qu'en tirer ?

- Très exploratoire, chronophage, besoin de **faire des choix** dans ce que l'on veut faire.
- Envie d'approfondir les modèles attentionnels.
- Envie de **comprendre la théorie** derrière le traitement du signal.

Merci !

Bibliographie I

-  Cakir, Emre et al. (août 2017). « Convolutional Recurrent Neural Networks for Bird Audio Detection ». In : *2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. Kos, Greece : IEEE, p. 1744-1748. isbn : 978-0-9928626-7-1. doi : 10.23919/EUSIPCO.2017.8081508. (Visité le 21/03/2023).
-  Grill, Thomas et Jan Schluter (août 2017). « Two Convolutional Neural Networks for Bird Detection in Audio Signals ». In : *2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. Kos, Greece : IEEE, p. 1764-1768. isbn : 978-0-9928626-7-1. doi : 10.23919/EUSIPCO.2017.8081512. (Visité le 21/03/2023).
-  Sprengel, Elias et al. (2016). « Audio Based Bird Species Identification Using Deep Learning Techniques ». In.
-  Thakur, Anshul et al. (août 2017). « Rapid Bird Activity Detection Using Probabilistic Sequence Kernels ». In : *2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. Kos, Greece : IEEE, p. 1754-1758. isbn : 978-0-9928626-7-1. doi : 10.23919/EUSIPCO.2017.8081510. (Visité le 21/03/2023).

Bibliographie II

- 
- Vaswani, Ashish et al. (2017). « Attention Is All You Need ». In :
- CoRR abs/1706.03762*
- . arXiv : 1706.03762. url :
- <http://arxiv.org/abs/1706.03762>
- .