# Projet de parcours IA





LE CHENADEC Elouarn, ARNAUD Axel

### Sommaire.

1

Présentation

2

Défis



Architecture(s)



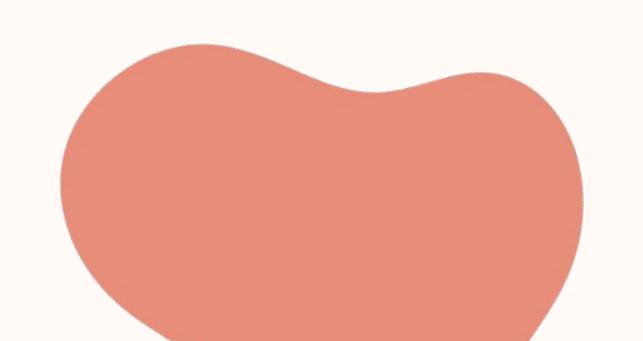
Entrainement



Résultats



Retour sur le projet



# Présentation du challenge



Service de gestion de catalogue destiné à la production de bibliothèques musicales

#### But du challenge :

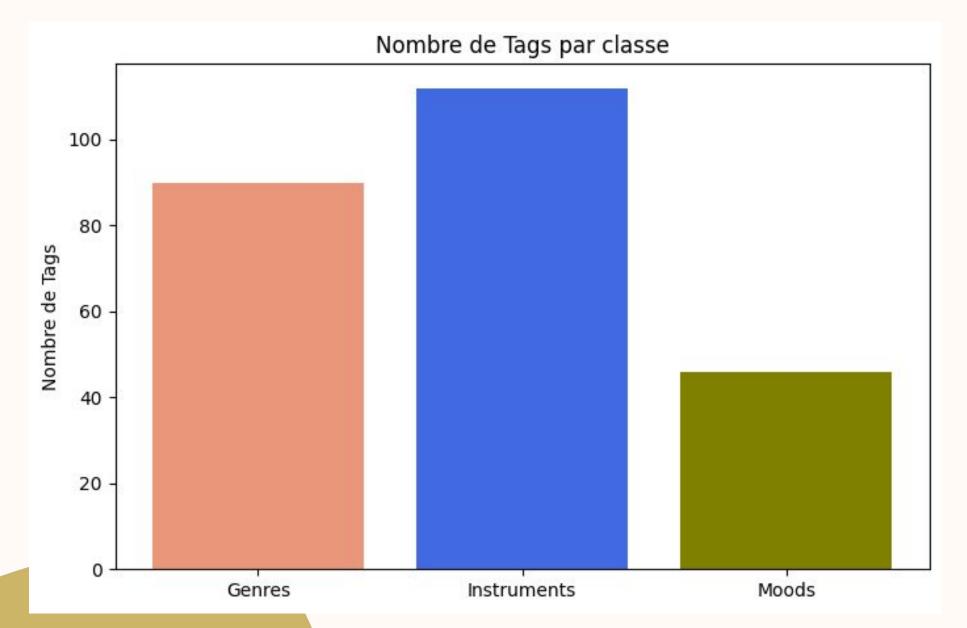
Optimiser la conversion des prédictions numériques en décisions concrètes

Battre le benchmark (seuil à 0.5 sur les probabilités)

### Présentation du dataset



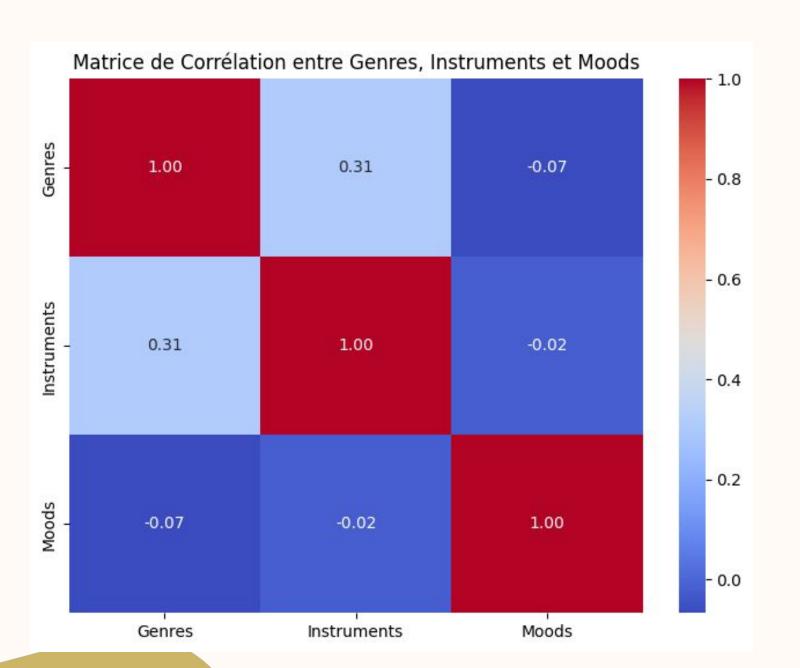
# 110 000 inputs 290 features



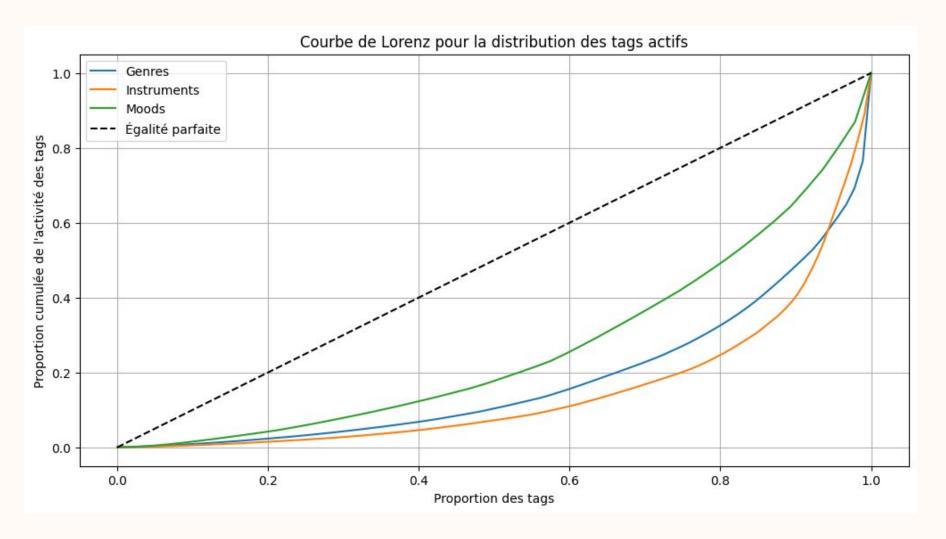
features : probabilités pour un tag de correspondre à la musique (input)

et ~40 tags de catégories

### Présentation du dataset

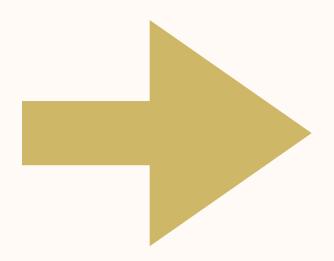


#### Indice de Gini de quasi 1 pour chaque classe

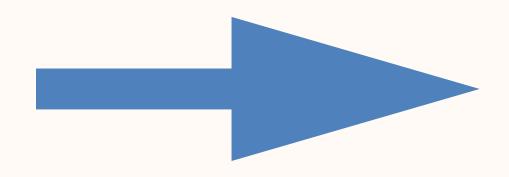


Un grand nombre de features 3 grandes classes de features quasi indépendantes Une distribution inégale intra classe

Un grand nombre de features

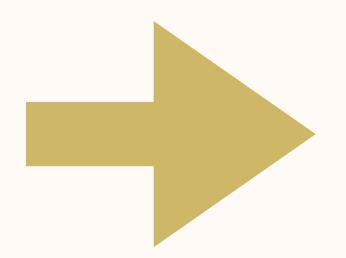


Espace de données complexe Difficulté computationnelle Risque de surapprentissage

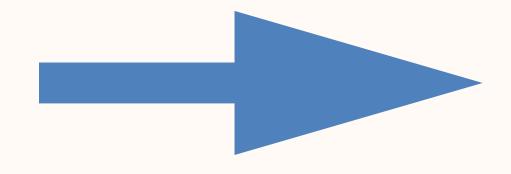


Réduire le nombre de features ? Utiliser un modèle adapté aux espaces de données complexe ?

Un dataset divisé en 3

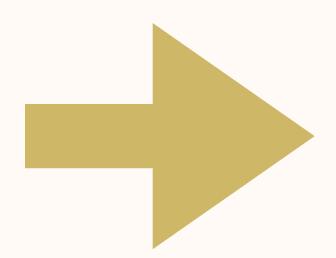


Difficulté pour un classificateur classique à classifier 3 jeux de données qui paraissent indépendants entre eux

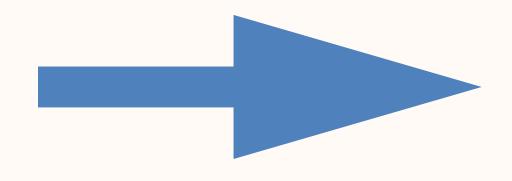


Utiliser 3 modèles en parallèle ? Enrichir les relations interclasses ? Utiliser un modèle qui puisse traiter le dataset avec une attention multi-head ?

Distribution inégale intra classe



Les tags prédominants écraseront les tags rares pendant l'entrainement Mauvaise performance pour les tags rares Biais privilégiant les tags dominants



Effectuer une pondération ? Enrichir le dataset avant classification ? Utiliser un modèle avec une attention non uniforme ?

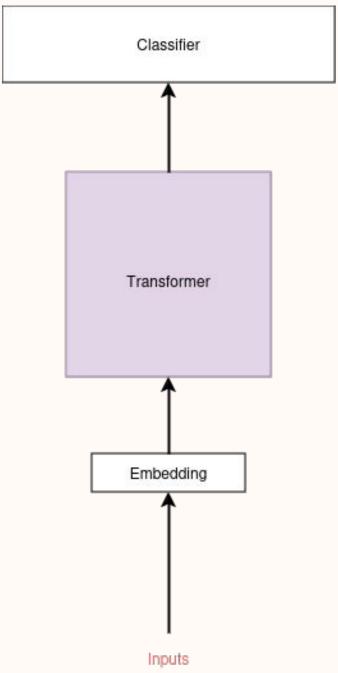
# Plusieurs solutions envisagées

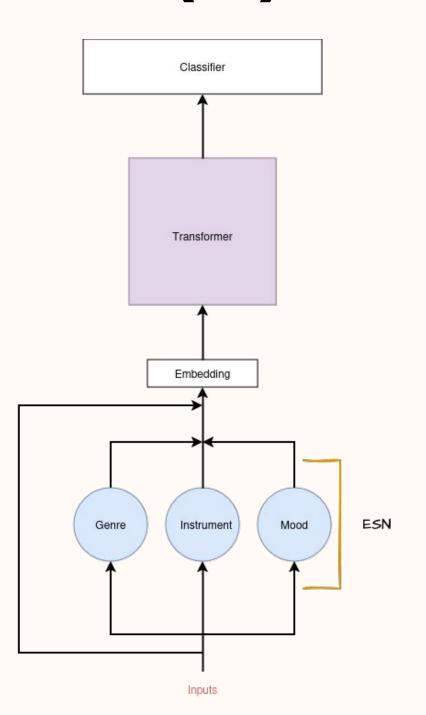


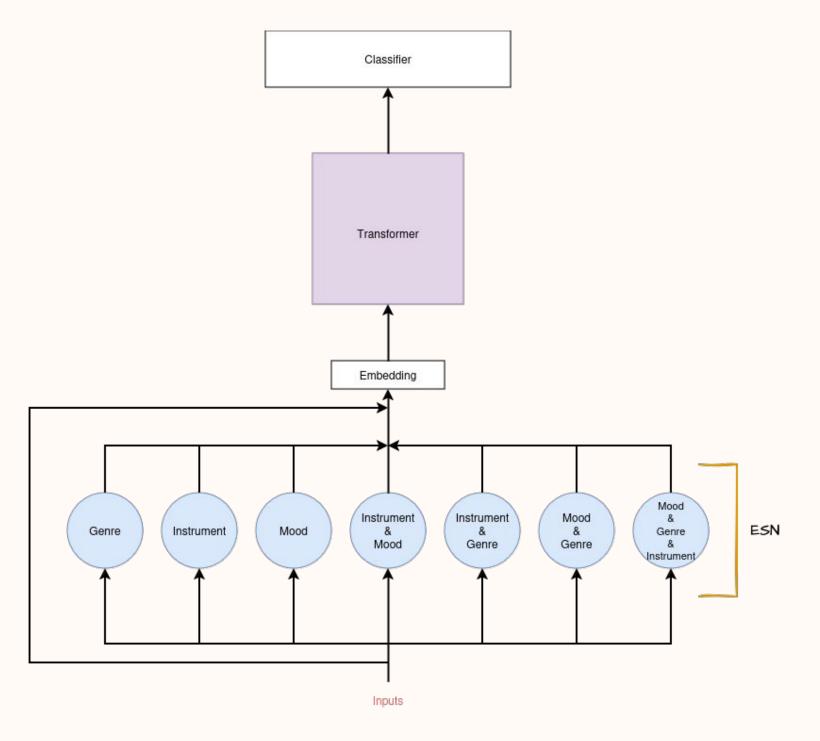


Random Forest	Distribution inégale 3 classes non corrélées	Espace de données peut-être trop complexe
Transformer	Gestion d'espace de données complexe 3 classes non corrélées	Tendance au sur-apprentissage sur données déséquilibrées
ESN	Enrichir les relations intra/inter classes	Pas d'autres avantages

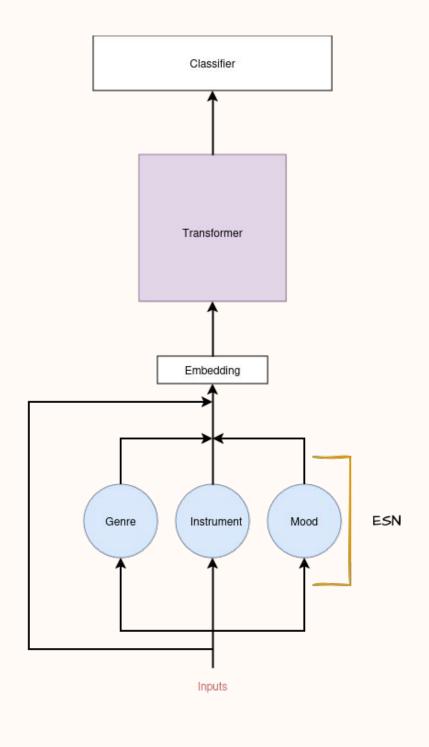
# Architecture(s)







### Architecture retenue



#### Spécificités du modèle :

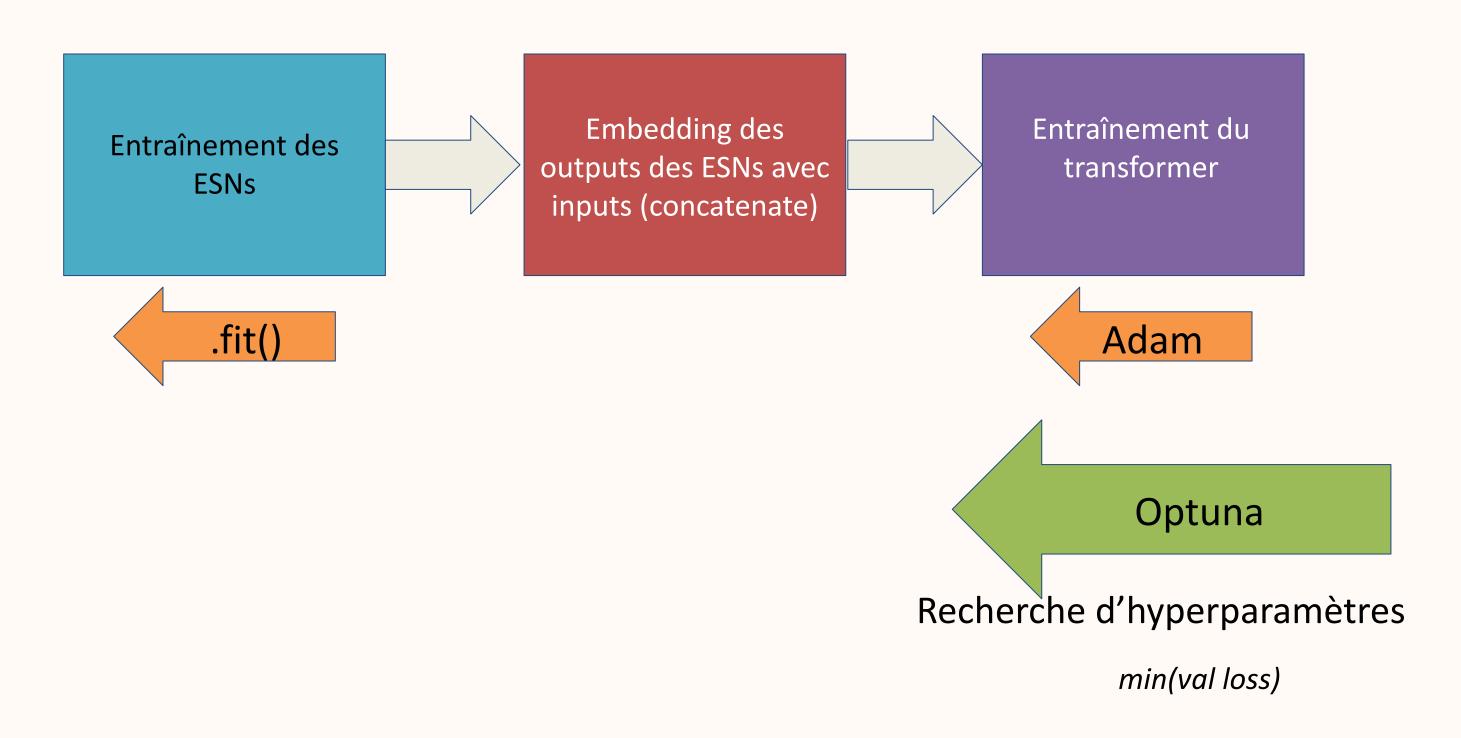
#### reservoirpy:

 Réservoirs de neurones paramétrés presque comme des Extreme Learning Machine (sans récurrence)

#### pytorch:

- Embedding qui concatène et compresse tous les inputs ensemble (nn.Linear)
- Transformer (nn.Transformer)
- Classifier (nn.Linear)

### Entrainement



#### **Entrainement**

```
⊕ 13 Ⅲ …
😅 run model.ipynb M 💢 train transformer final.ipynb M 🗙
 music_catalogs_classifier > 🎏 train_transformer_final.ipynb > 🍖 import torch

♦ Generate + Code + Markdown | ▶ Run All S Restart 
☐ Clear All Outputs | ☐ Jupyter Variables ☐ Outline …

                                                                                                                                                                                                             .venv (Python 3.12.3)
                                                                                                                                                                                                        嘡 ▷ ▷ □ … 📵
        import torch
        import torch.nn as nn
        import torch.optim as optim
       from reservoirpy nodes import Reservoir, Ridge, ESN
       from sklearn.model_selection import train_test_split
       import numpy as np
       import pandas as pd
        # Configuration
        DEVICE = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
       # EMBEDDING_SIZE = 256 # Taille des embeddings pour tous les inputs
       # NUM_HEADS = 8
       # NUM_LAYERS = 4
       # DROPOUT = 0.1
       EMBEDDING_SIZE = 285
       NUM_HEADS = 15
        NUM_LAYERS = 2
        DROPOUT = 0.2618574215322765
       LEARNING_RATE = 0.00015775441092497324
       EPOCHS = 20
       PATIENCE = 3
           y_instruments = pd.read_csv("../data/train/output_instruments_tags_data.csv")
            y_moods = pd.read_csv("../data/train/output_moods_tags_data.csv")
           # On peut garder seulement une partie des données
           X_genres = X_genres[: int(partOfData * len(X_genres))]
           X_instruments = X_instruments[: int(partOfData * len(X_instruments))]
           X_moods = X_moods[: int(partOfData * len(X_moods))]
           y_genres = y_genres[: int(partOfData * len(y_genres))]
            y_instruments = y_instruments[: int(partOfData * len(y_instruments))]
           y_moods = y_moods[: int(partOfData * len(y_moods))]
           X_genres_categories = X_genres_categories[
               : int(partOfData * len(X_genres_categories))
            X_instruments_categories = X_instruments_categories[
                : int(partOfData * len(X_instruments_categories))
nain* → ⊗ 0 <u>A</u> 21 ₩ 0
                                                                                                                                                                                           Spaces: 4 Cell 1 of 21 🔠 ✓ Prettier 🚨 ()
```

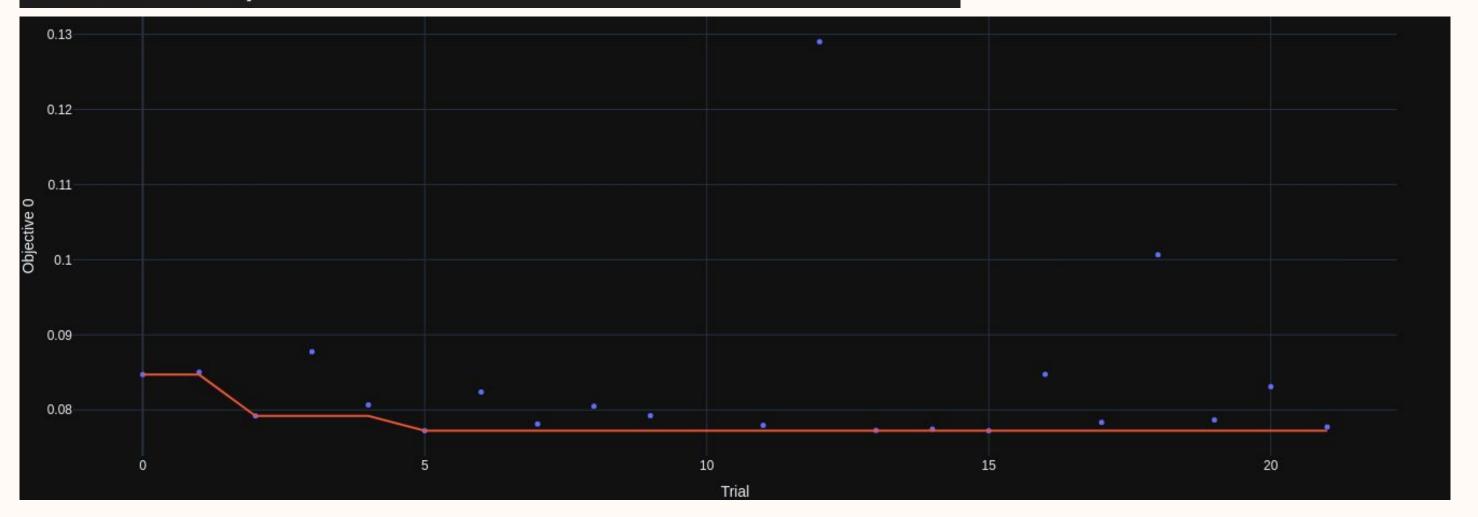
# Optimisation des hyperparamètres

Best Trial (number=5)

0.07725657431556167

Params = [num\_heads: 15, embedding\_size: 285, num\_layers: 2, dropout: 0.2618574215322765, learning\_rate: 0.00015775441092497324]





Rang	g Date	Participant(s)	Score public
1	4 avril 2021 21:11	gcanat	0,4785
2	21 novembre 2021 21:30	aho	0,4651
3	12 avril 2021 03:17	huy217	0,4650
4	15 décembre 2021 20:53	vincent,bour	0,4646
5	28 Janvier 2021 22:50	cakedev	0,4585
6	12 décembre 2021 09:40	luguedon & BaptisteBenard	0,4575
7	16 décembre 2021 12:35	ppavia & enthomas	0,4568
8	17 décembre 2021 16:55	mkouhou & Maelle_a	0,4563
9	7 avril 2021 16:42	yfe	0,4562
10	8 mars 2021 18:24	Dupin_Sylvio	0,4562
11	12 novembre 2021 10:23	serrabii & slebdaoui	0,4562
12	-	benchmark	0,4561

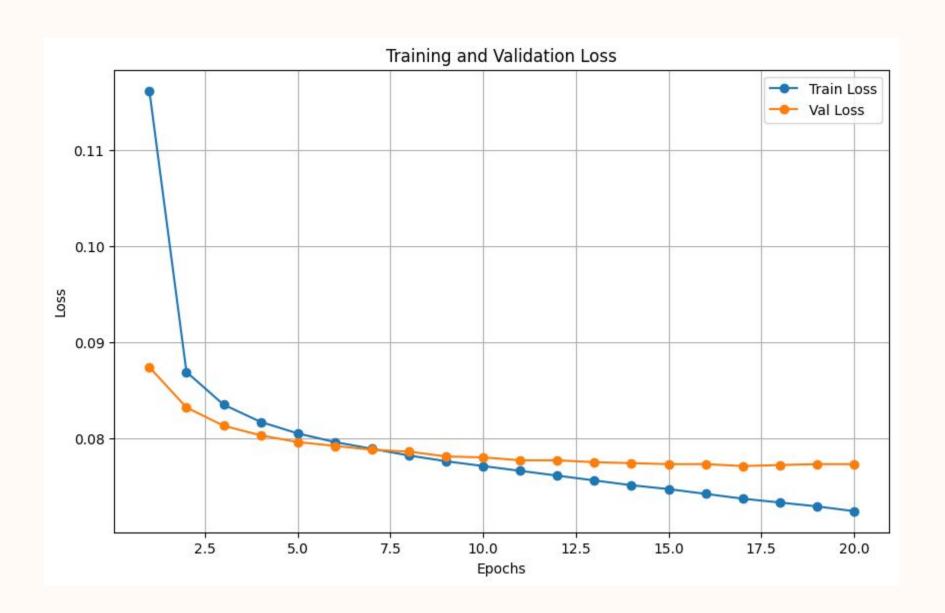
notre score : ~ 0.495

#### Rapidité du modèle :

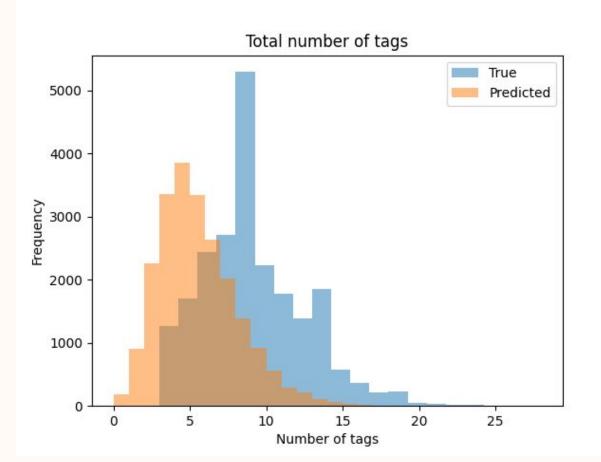
8h pour analyser le catalogue complet de Spotify (100 millions de titres)

#### Impact des ESNs

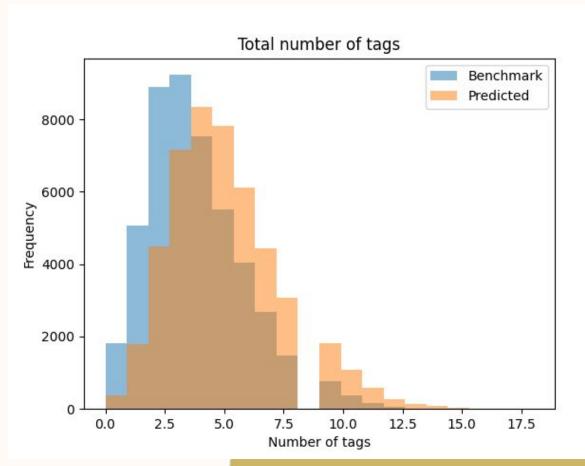
	Avec ESN	Sans ESN
Weighted avg F1 Score	0.495	0.484
Accuracy	0.97	0.97
Test Loss	0.0777	0.0784



#### **Train dataset:**



#### **Test dataset:**



```
Song 1:
 Benchmark Tags: chamber-orchestra, clarinet, glockenspiel, pizzicati, relaxed, warm
 Predicted Tags: chamber-orchestra, clarinet, glockenspiel, pizzicati, woodwinds-ensemble, relaxed, warm
Song 2:
 Benchmark Tags: indie-rock, bass-quitar, drum-kit, electric-guitar, rock-band, driving, spectacular
 Predicted Tags: indie-rock, acoustic-guitar, bass-guitar, drum-kit, electric-guitar, tambourine, confident, driving, spectacular
Song 3:
 Benchmark Tags: contemporary-classical, confident, optimistic
 Predicted Tags: confident, epic, inspirational, optimistic, uplifting
Song 4:
 Benchmark Tags: contemporary-classical, symphony-orchestra, majestic
 Predicted Tags: contemporary-classical, military-march, marching-band, symphony-orchestra, epic
Song 5:
 Benchmark Tags:
 Predicted Tags: world
Song 6:
 Benchmark Tags: hard-rock, heavy-metal, bass-guitar, drum-kit, electric-guitar, male-vocals, rock-band, vocal, confident, driving
 Predicted Tags: electric-guitar, male-vocals, vocal, confident, driving
Song 7:
 Benchmark Tags: sinister, suspenseful
 Predicted Tags: drones, electronica, serious, sinister, suspenseful
Song 8:
 Benchmark Tags: bass-guitar, drum-kit, electric-guitar
 Predicted Tags: bass-guitar, drum-kit, electric-guitar, synth-pad, synthesizer, spectacular
```

# Répartition

#### **Axel**

Préparation et analyse des données Code réservoirs

#### **Elouarn**

Code Transformer
Code global
Entrainement

Réflexion sur les modèles

# Retour sur le projet

Une architecture farfelue pour tester et explorer le plus possible

Impact minime des ESN sur la performance du modèle

Satisfaits du projet même si on a pas pu avoir le jeu de données y\_test privées du challenge

Horizon: modèle qui prend en entrée le fichier audio et retourne les probabilités de tags



# Merci pour votre attention