

RAPPORT - TP 2

IA supervisée

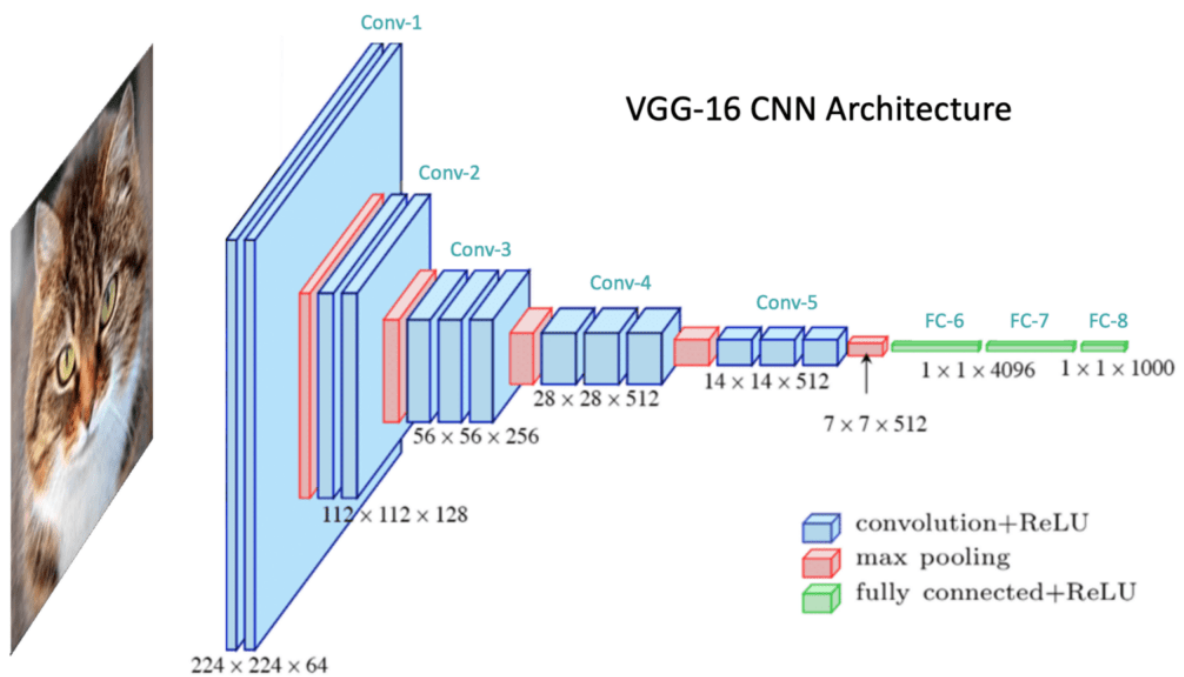


fig. 1 : Illustration

Encadrant : M. Ivan VAZQUEZ-MUNOZ
M. D. KNITTEL

17/03/2026

Question 1 : KNN

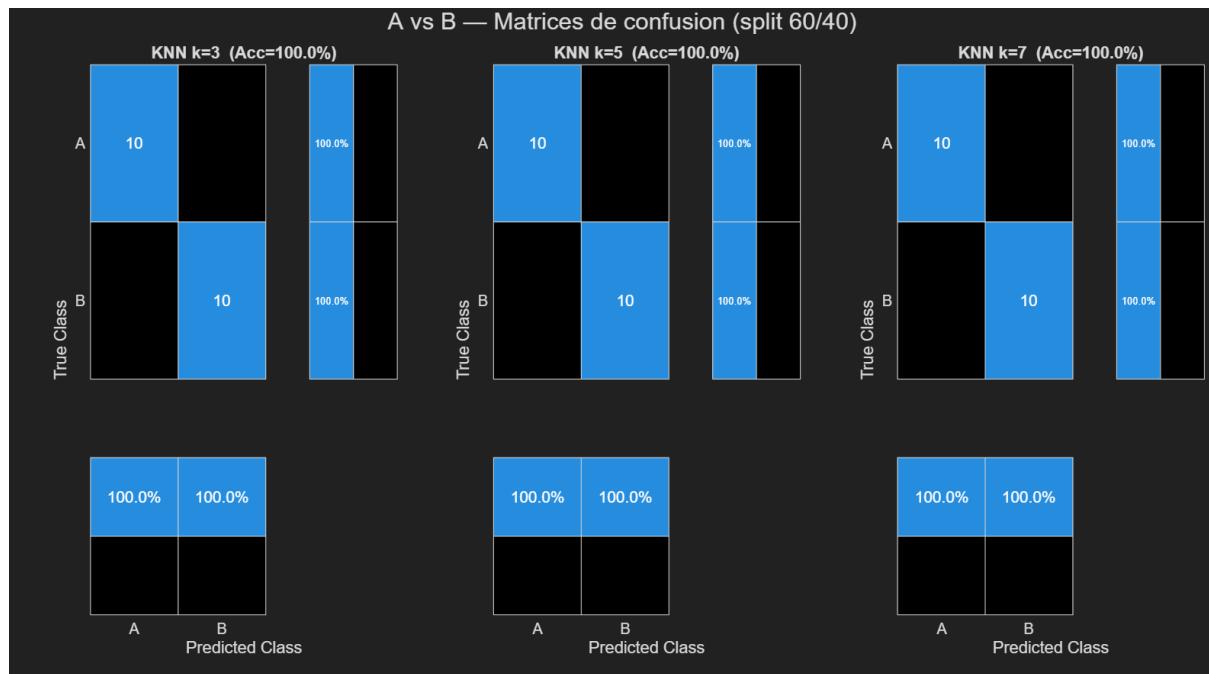


fig. 2 : Figure matrice de confusion

Dans cette partie, j'ai entraîné le modèle KNN, en choisissant des valeurs de k impairs pour éviter l'équilibre, donc A contre B me donne de très bon résultats, ce qui est logique. Mais une fois que j'ai appliqué le modèle sur des signaux tels que les signaux C,D et E, j'ai eu en retour un comportement que j'attendais.

Sachant que le modèle ne connaît aucun autre signal à part A et B.

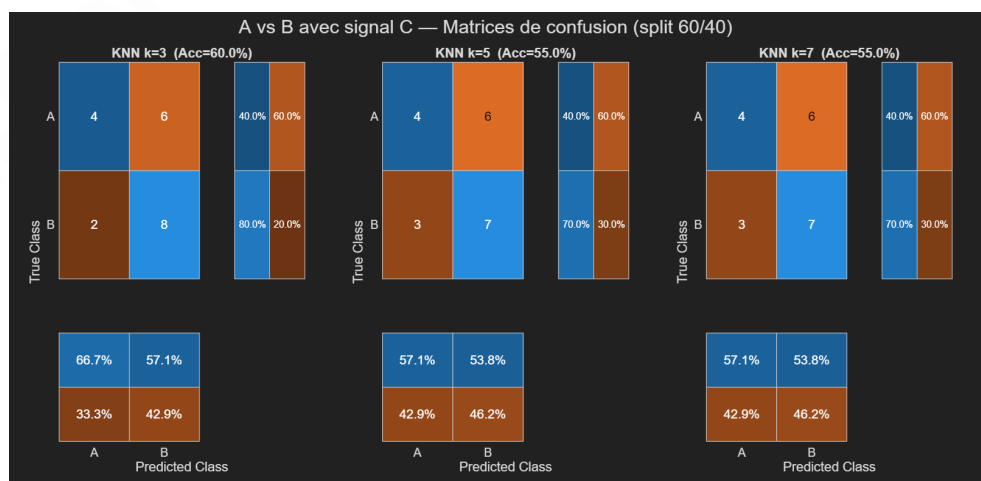


fig. 3 : Figure matrice de confusion avec test signal C

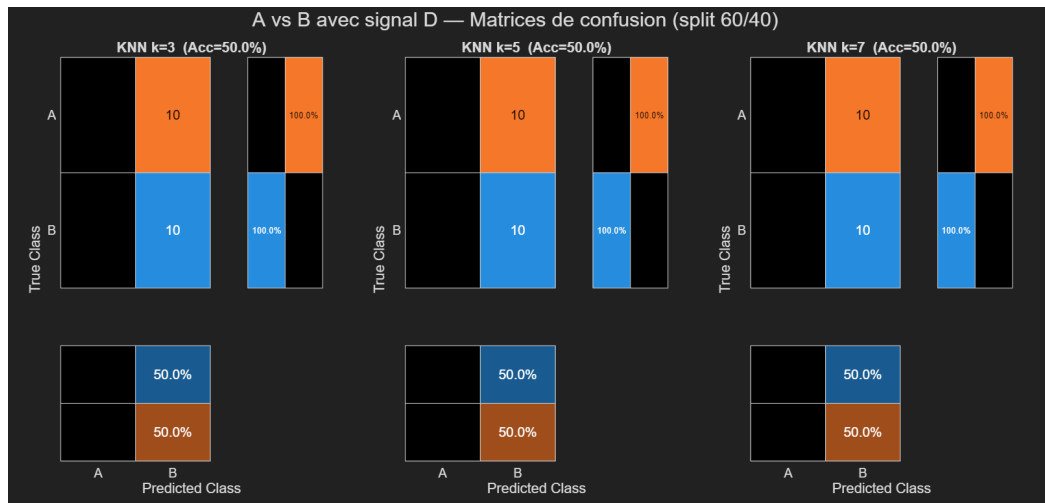


fig. 4 : Figure matrice de confusion avec test signal D

Ici, on voit que le modèle prédit le signal D comme B, parce qu'il ne connaît pas du tout le signal D mais il a vu qu'il ressemblait énormément au signal B.

Je sais que les signaux B et D sont affectés de défauts machines de même type, donc ça me confirme la fiabilité spécifique du modèle.

J'ai fais de même pour le signal E, j'attendais une prédiction pour le A et c'est bien le cas ci-dessous, quant à la précision de 50% c'est normal or le modèle n'a jamais rien appris sur le signal E en question.

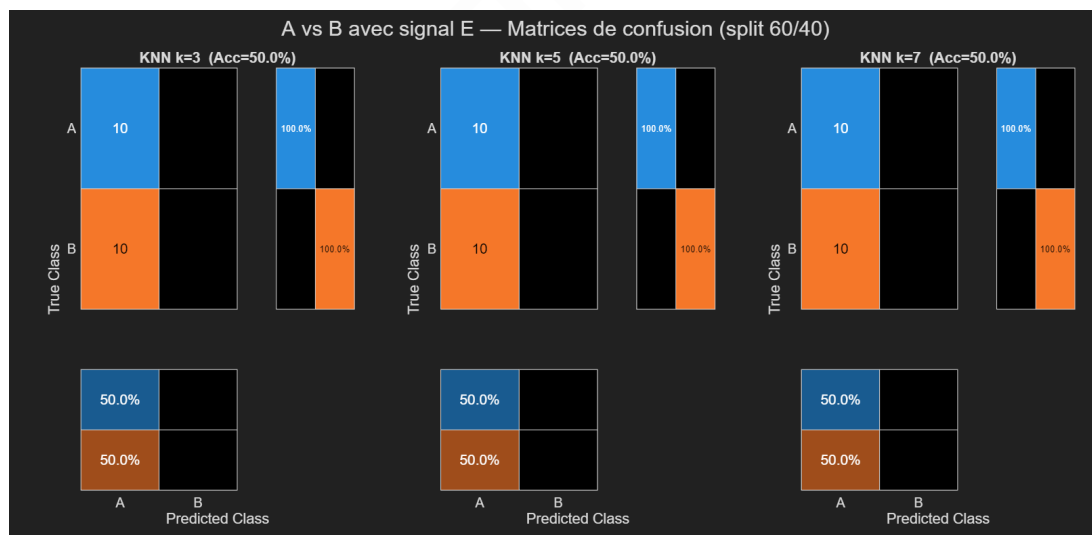


fig. 5 : Figure matrice de confusion avec test signal E

Seuls les signaux C et F se distinguent par des pics répétitifs, suggérant la présence d'à-coups, probablement liés à des phénomènes vibratoires ou autres au sein de la machine tournante.

Donc je vais passer en fréquentiel voire calculer des caractéristiques spécifiques tels que l'entropie de Shannon, la valeur efficace et tout ce qui suit, pour peut-être avoir plus de facilité à comprendre le comportement de ces signaux, l'objectif étant de traduire ou de retirer un maximum d'informations sur l'état des signaux de la machine.

Question 2 : CNN

Dans cette question, l'objectif est d'entraîner un réseau de neurones, pour la classification des signaux affectés de défauts machines, avec en entrée les caractéristiques temporelles.

J'ai dans un premier temps entraîné, avec un BatchSize de 16, avec 200 epochs, ce qui me donne la figure 6 ci-dessous.

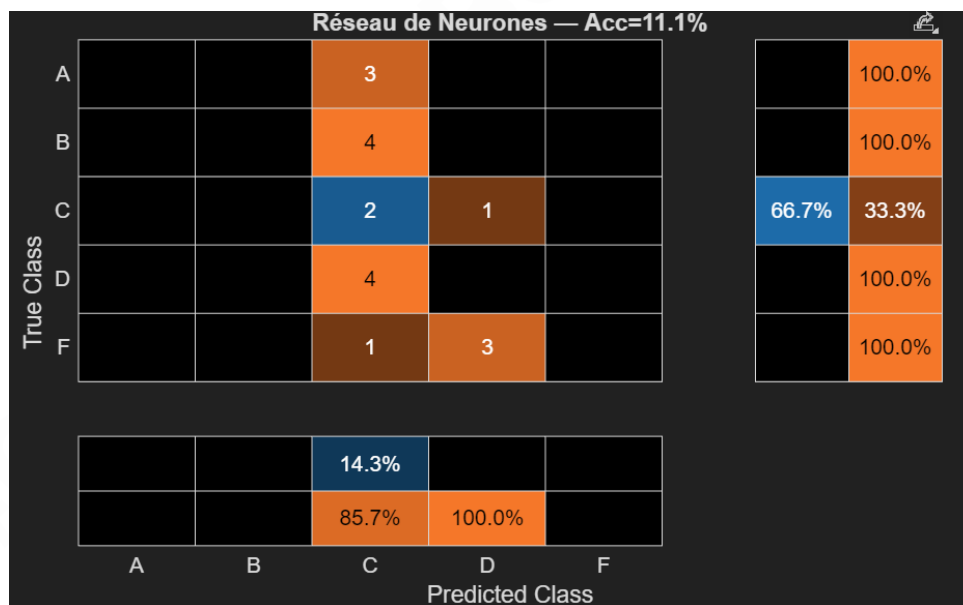


fig. 6 : Figure matrice de confusion avec tous les signaux classés

Seul le signal C a été détecté avec 14,3 % de précision, c'est bien il a dû détecter quelques tâches d'anomalies temporelles mais ce n'est pas fiable or il a classé tous les autres signaux aussi en signal C. On voit que le modèle s'effondre sur une seule réponse (signal C) pour minimiser l'erreur sans comprendre les features temporelles.

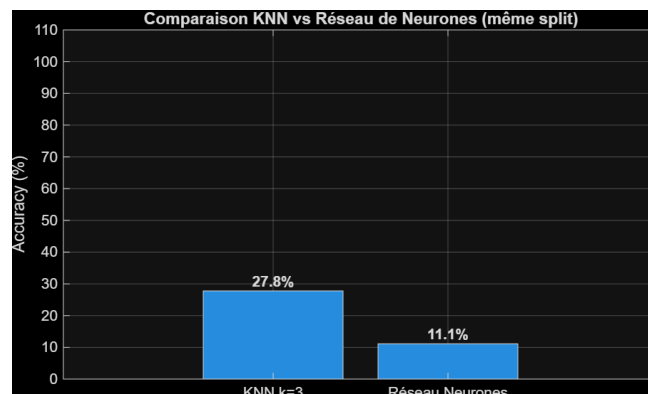


fig. 7 : Figure comparaison KNN contre CNN

On voit que le KNN dans ce cas est plus précis que le réseau de neurones. Mais le problème, c'est que le modèle apprend par coeur les bruits du jeu d'entraînement, car il y a un overfitting (surapprentissage), on le voit par le training loss qui continue de baisser alors que la validation loss augmente après l'itération 300, donc il y a divergence des pertes.

En gros, pour une si faible quantité de données, on comprend que le CNN est trop complexe pour ça, il faut 100 fois plus d'exemples que les 125 qu'on a.



fig. 8 : Figure entraînement CNN (overfitting)

Je vais tenter d'ajuster les hyperparamètres du CNN pour optimiser mes résultats, je vais passer à un miniBatchSize = 4 pour augmenter la fréquence de mis à jour des poids

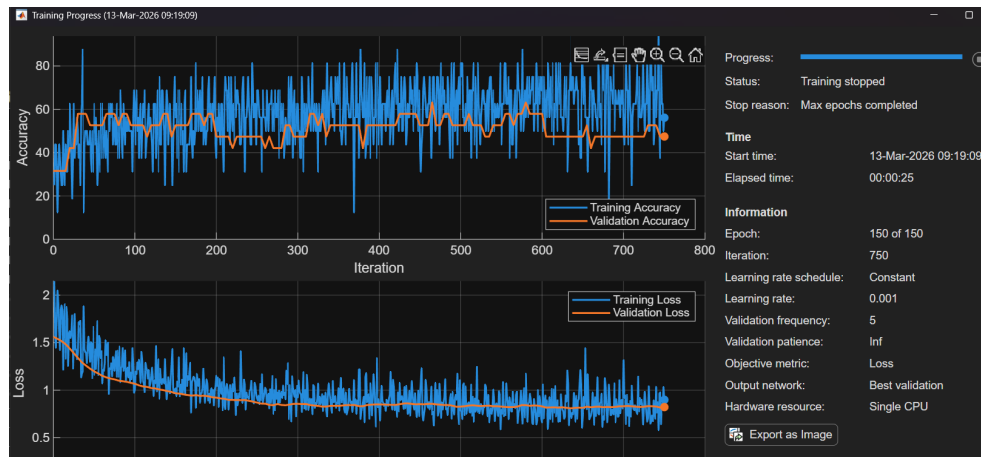


fig. 9 : Figure entraînement (meilleur qu'avant)

C'est un peu mieux, l'entraînement suit la validation.

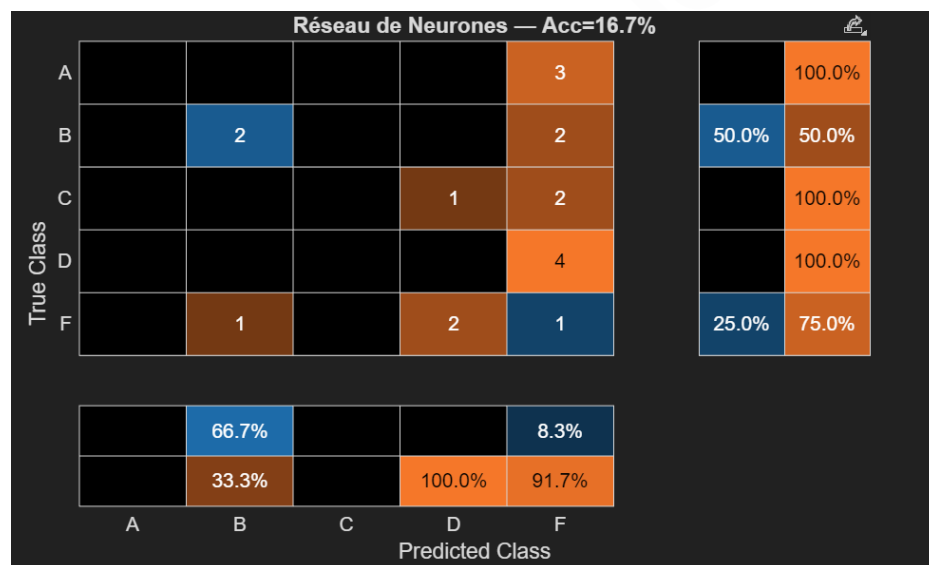


fig. 10 : Figure matrice de confusion

La précision augmente un peu, avec la classification d'un signal en plus, mais quand-même pas fiable. Or, je suis passé d'un grand nombre de couches de neurones à une vingtaine de couches. Le problème venait du fait qu'il y a plus de paramètres à régler que les lignes de mon tableau.

Remarque : Le KNN est très faible mais il comprend mieux ses voisins proches. Tandis que le CNN est trop lourd pour ce petit dataset.

Question 3 : Réseau de neurones LSTM

Pour cette partie, j'ai entraîné un réseau de neurones LSTM avec comme entrée le signaux temporels, l'idée est de voir si on a plus de précision ou robustesse que le CNN basique.

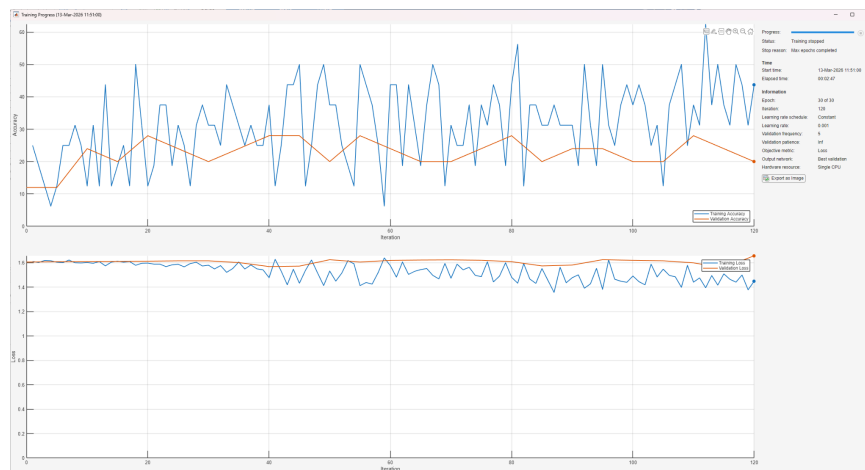


fig. 11 : Figure entraînement CNN LSTM

Mon entraînement est horrible, la loss est quasiment constante, on a un modèle très instable à peine supérieur au hasard ~20% . C'est souvent à cause du Learning Rate trop grand ou minibatchsize trop petit, je vais tester encore.

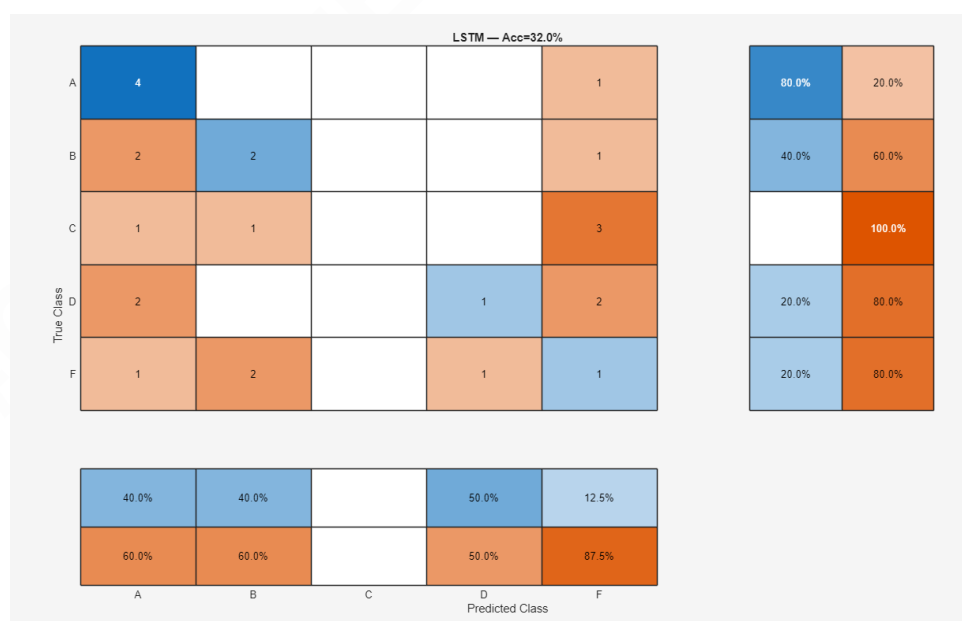


fig. 12 : Figure matrice de confusion CNN LSTM

Cela peut aussi provenir du nombre d'epochs trop faible, le LSTM n'arrive pas à distinguer les classes car elles ont des signatures RMS ou d'entropie trop proches sur de courtes séquences.

On a une belle reconnaissance du signal A, sinon le reste c'est catastrophique.

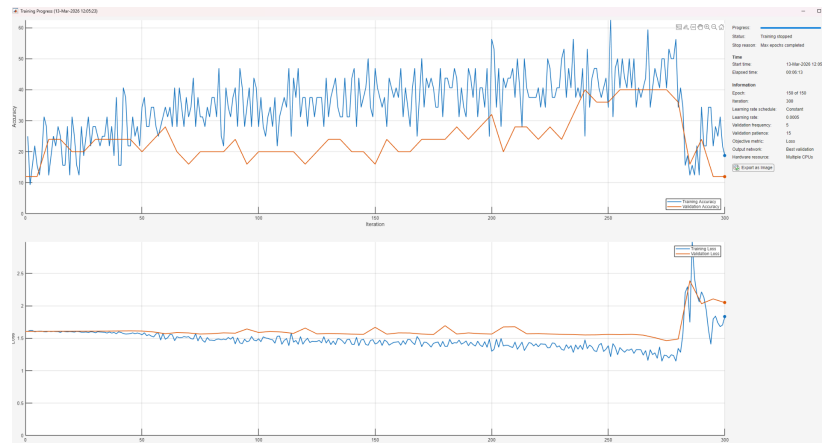


fig. 13 : Figure entraînement CNN LSTM 2

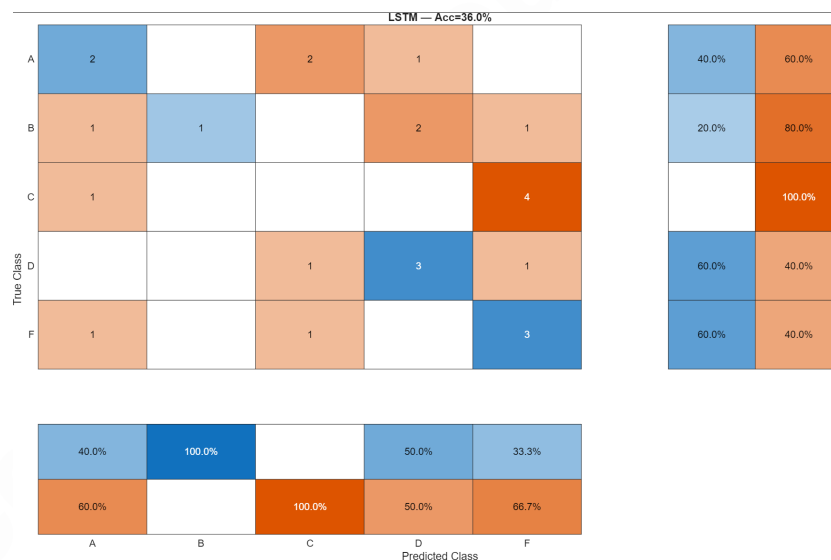


fig. 14 : Figure matrice de confusion CNN LSTM 2

Bon, les résultats ne sont pas incroyables, on voit que le signal C n'est pas détecté alors qu'il possède un grand défaut.

Question 4-1 : Réseau de neurones CNN avec recouvrement

Voici les résultats des matrices de confusions respectives. On comprend de suite que grâce aux recouvrements, on a un type de 'data augmentation' temporel que le CNN aime beaucoup, car plus il se nourrit de données plus il est précis et il converge mieux.

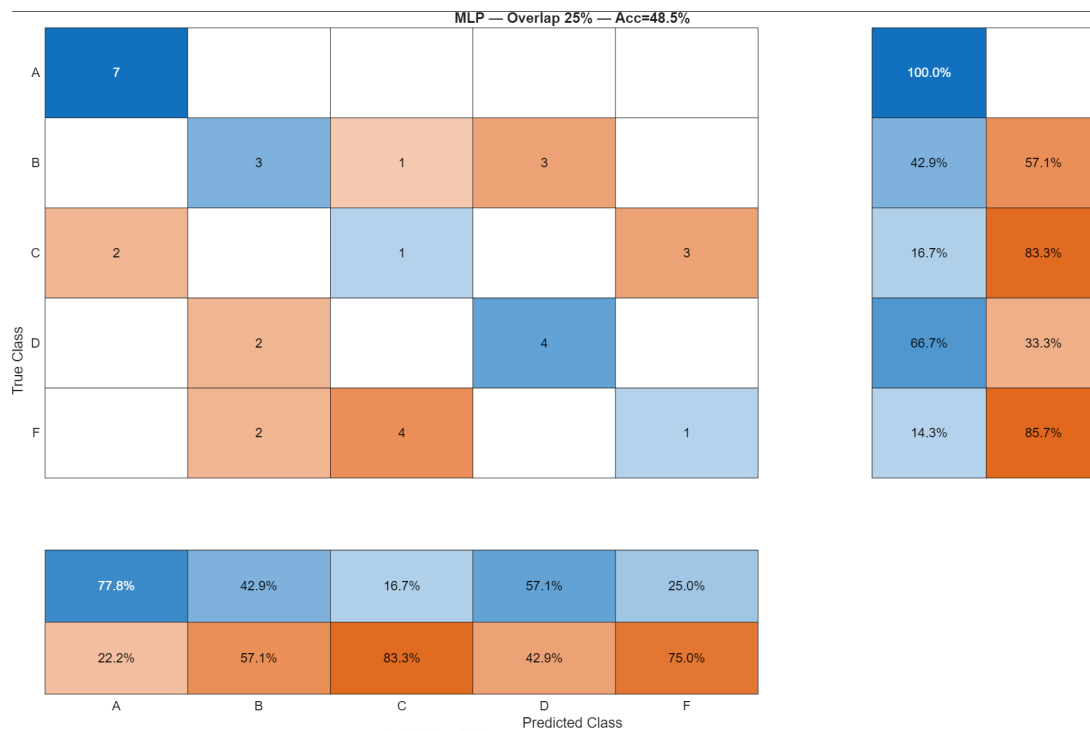


fig. 15 : Figure matrice de confusion CNN overlap 25%

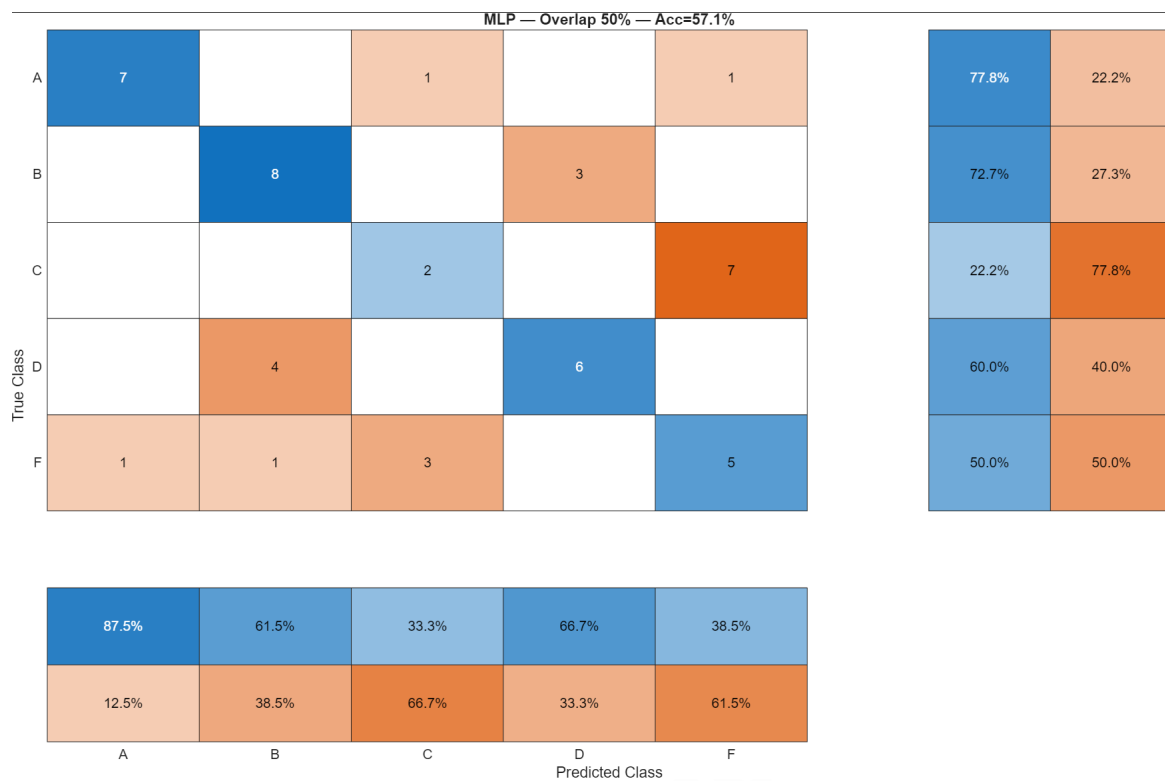


fig. 16 : Figure matrice de confusion CNN overlap 50%

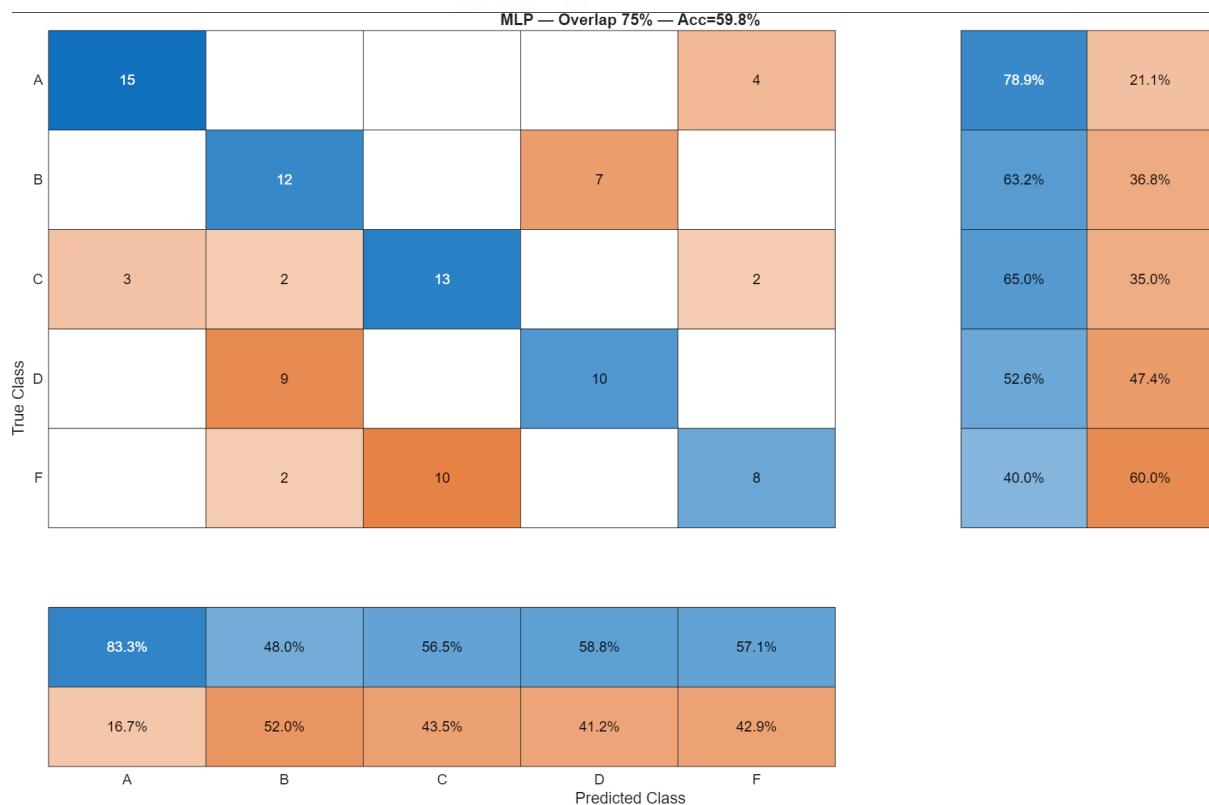


fig. 17 : Figure matrice de confusion CNN overlap 75%

Ce qu'on remarque, c'est qu'on a une augmentation progressive en fonction de l'augmentation du recouvrement. On voit que les éléments de la diagonales, donc les vrais signaux sont détectés avec quand-même un peu de mauvaise classification par ci par là, mais cela s'améliore.

On peut voir sur la figure 18 ci-dessous que l'optimum est quand même au niveau du recouvrement à 75%.

Pour garder une précision correcte, on pourrait rester

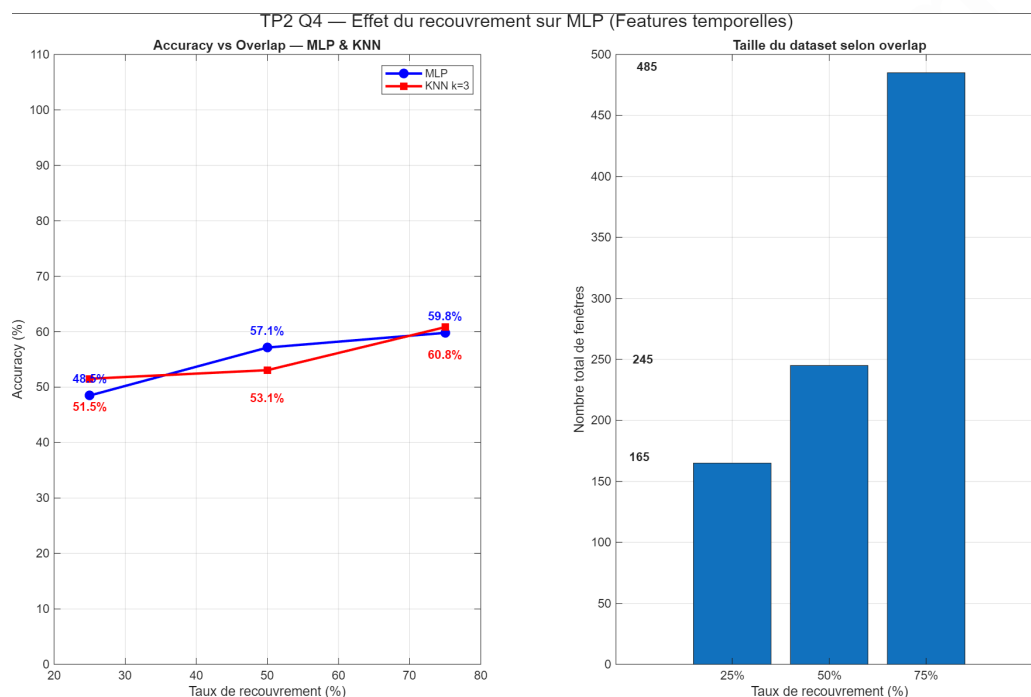


fig. 18 : Figure courbe évolution recouvrement et précision

J'ai quand même testé pour un recouvrement de 90%, il commence à trop apprendre par coeur et à se répéter donc malgré une bonne classification des signaux, on a tout de même une petite dispersion d'erreur dans les recoins de la matrice de confusion.

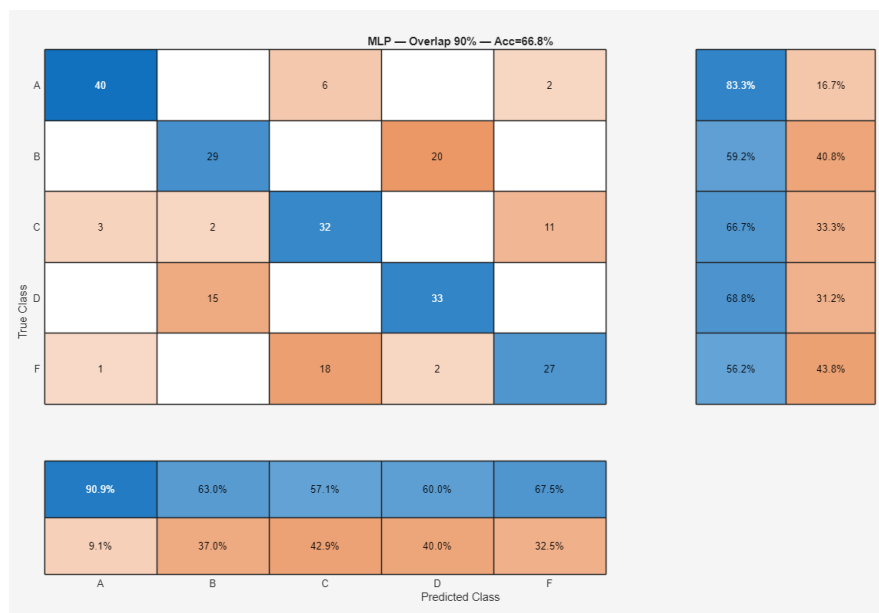


fig. 17 : Figure matrice de confusion CNN overlap 90%

Question 4-2 : Réseau de neurones CNN LSTM avec recouvrement

Dans cette partie, on fait de même sauf qu'avec un CNN + LSTM.

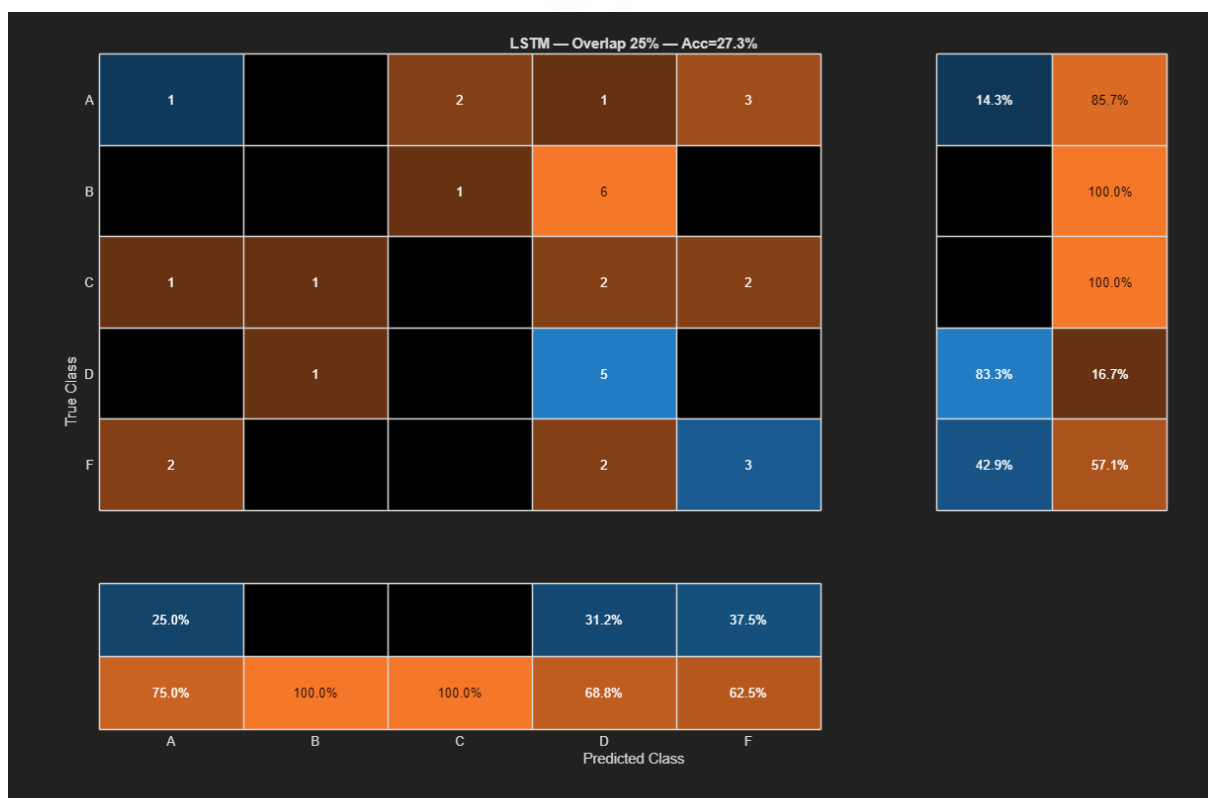


fig. 18 : Figure matrice de confusion CNN LSTM overlap 25%

Dans ces trois matrices de confusion, je vois que le modèle gagne en précision proportionnellement par rapport aux pourcentages de recouvrement.

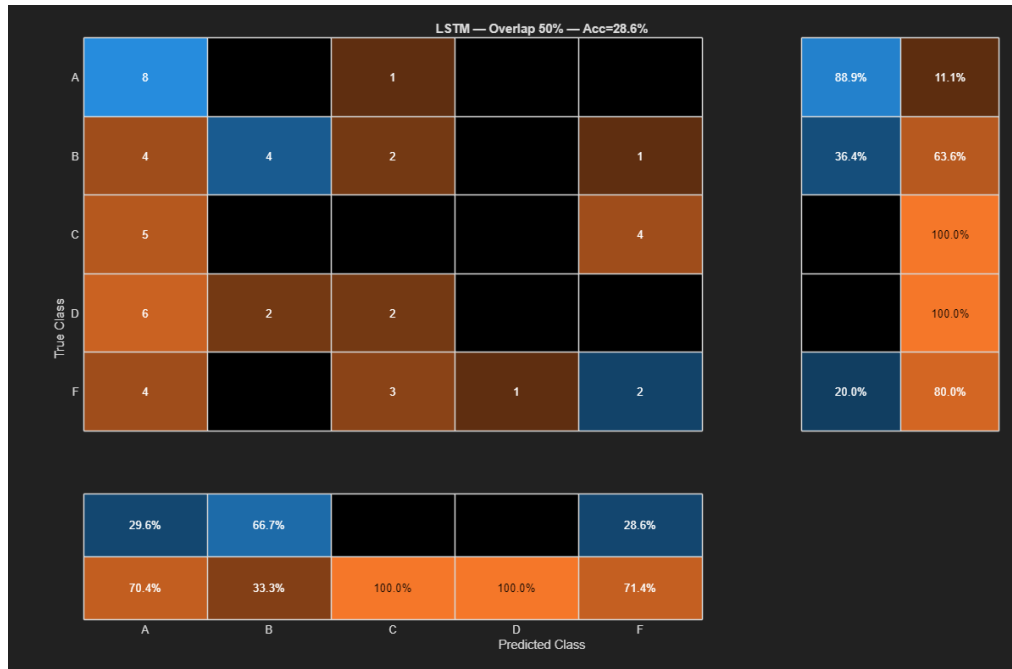


fig. 19 : Figure matrice de confusion CNN LSTM overlap 50%

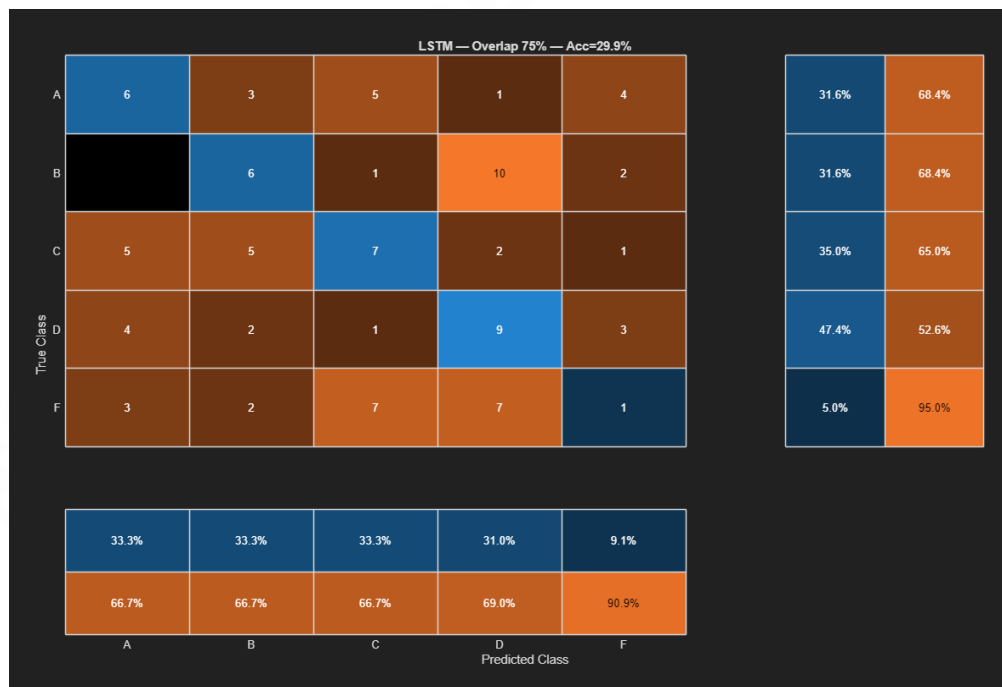


fig. 20 : Figure matrice de confusion CNN LSTM overlap 75%

Mais cela nous garantit pas des résultats fiables, or pour le modèle CNN LSTM avec 25% de recouvrement, on voit qu'il s'en sort plutôt bien pour le signal D, mais il rate quand-même la majorité des signatures vibratoires (C ou F) car il y a trop de trous entre les fenêtres, donc il serait mieux d'augmenter le recouvrement.

En effet, pour le modèle ayant 50% d'overlap, on voit qu'il commence à reconnaître l'état normal (signal A), mais il confond quand-même les signaux affectés de défauts machines entre eux.

Finalement, pour le modèle ayant 75% d'overlap, c'est le meilleur réglage or il capture mieux les chocs transitoires, mais on a quand-même une bonne dispersion de fausses détections tout autour de la diagonale de la matrice.

Comparaison de résultats

Modèle	Précision	Avantages	Inconvénients
KNN	100% (A contre B)	Efficace avec des classes simples	Incapable de généraliser ou de découvrir de nouvelles classes
CNN	11,1 %	Potentiel de classification complexe	Overfitting massif
LSTM	~20% à 32%	Adaptés aux dépendances temporelles	Très instable, apprentissage difficile sur des signaux bruts
CNN + overlap	48,5% à 59,8%	Data augmentation temporelle, converge améliorée	Précision limitée malgré que j'ai augmenté les données
LSTM + overlap	27,3% à 29,9%	Capture mieux les chocs à 75% d'overlap	Résultats globaux faibles

Conclusion

Je constate que pour le CNN et LSTM la taille du dataset est trop faible avec seulement 125 exemples, et plus il y a de paramètres à régler (couches de neurones), plus le risque d'overfitting est grand si les données manquent.

J'aime bien le KNN parce qu'il est très simple, malgré qu'il soit plus faible que le CNN ou le LSTM, je trouve qu'il s'en sort mieux.

Comme dit, pour tout ce qui est recouvrement (overlap), ça agit comme une data augmentation, que d'ailleurs le CNN aime bien. J'ai remarqué qu'une overlap élevée comme à 75% réduit les trous temporels et permet de ne pas rater les signatures vibratoires brèves comme les chocs causés par le défaut.

J'ai aussi appris que le passage en fréquentiel ou le calcul des features est primordial lorsque les signaux bruts sont très bruités. Sans oublier que le modèle n'arrive pas à trop détecter les classes quand leurs signatures (RMS, entropie ou autres) sont trop proches sur de courtes séquences.

Toute cette étude me confirme que le modèle arrive plus ou moins à apprendre des caractéristiques physiques réelles, même s'il se trompe souvent de label.

J'aurais plutôt utilisé le KNN dans une application industrielle pour des raisons de rapidité et de temps de calcul (temps réel). Au moins, je saurais que si un quelconque signal de machine tournante est détecté ressemble au signal A, au moins il est normal avec de haute possibilité. Mais si le signal est loin de ressembler au signal A cela voudrait dire qu'il a probablement un défaut, c'est à ce moment-là que je me pencherai dessus pour mieux examiner ce signal là et commencer mon protocole de test avec plusieurs approches plus en profondeur.

En conclusion, d'accord le LSTM avec overlap de 75% offre la meilleure capture des chocs transitoires mais son instabilité et son coût de calcul le rendent moins fiable à mes yeux qu'une approche hybride. Je préfère comme dit précédemment surveiller avec mon KNN les features extraites puis compléter par un diagnostic approfondi moi-même en cas d'alerte.

Ressources

Documentation Matlab

https://fr.mathworks.com/help/?s_tid=user_nav_help

<https://learnopencv.com/understanding-convolutional-neural-networks-cnn/>

Rédaction et travail réalisés sans recours à une intelligence artificielle.

Toute imperfection éventuelle relève donc exclusivement de l'intelligence naturelle.