

# ESTIMATION DE DURÉE DE VIE DE FILTRES MOTEURS EN PRENANT EN COMPTE LES DONNÉES CENSURÉES

Jean-Pierre Noot <sup>1,2</sup> & Etienne Birmelé <sup>1</sup> & François Rey <sup>2</sup>

<sup>1</sup> *Institut de Recherche Mathématique Avancée, UMR 7501 Université de Strasbourg et CNRS  
7 rue René-Descartes, 67000 Strasbourg, France,  
jnoot@unistra.fr*

<sup>2</sup> *Liebherr-Components Colmar SAS, 68025 Colmar, France,  
jean-pierre.noot@liebherr.com*

**Résumé.** La maintenance prédictive consiste à anticiper les défaillances des composants industriels pour effectuer le remplacement de ces composants au meilleur moment. Elle permet de prévenir les arrêts, comme dans la maintenance réactive, et de réduire les coûts par rapport à la maintenance préventive. L'estimation de la durée de vie restante (Remaining Useful Life RUL) des composants industriels est devenue un défi majeur pour la maintenance prédictive. Dans de nombreuses applications, en particulier celles pour lesquelles la maintenance préventive est la règle générale, le problème de prédiction de durée de vie restante est rendu difficile par la rareté des instances défaillantes. En effet, l'interruption de l'acquisition de données avant la survenue de l'événement d'intérêt conduit à des données censurées à droite. Il est courant dans le milieu industriel d'avoir un taux élevé de données censurées.

Ce document propose une approche d'apprentissage profond basée sur des séries temporelles issues de plusieurs capteurs, qui permet de prendre en compte les données censurées lors de l'entraînement des réseaux de neurones. Pour ce faire, le problème est discrétisé, comme dans Vishnu, Malhotra, Vig, & Shroff (2019), l'objectif étant de prédire un vecteur binaire dont les coordonnées correspondent à l'état du composant à des moments prédéfinis dans le futur (1, défaillant ; 0, sain). Une architecture de réseau de neurones est proposée, tirée de Dual Aspect Self-Attention based on Transformer (DAST) Zhang, Song, & Li (2022). Cette architecture a été initialement développée pour faire de la régression sur des données non censurées. L'architecture de DAST prend en compte les dépendances temporelles à court terme ainsi que les interactions entre capteurs. Deux méthodes sont présentées dans ce document, l'estimation directe du RUL avec DAST et l'estimation indirecte du RUL prenant en compte la censure avec DAST-OR.

DAST et DAST-OR ont été validés sur le jeu de données public du C-MAPSS. Puis ils ont été mis en place sur une application Liebherr, l'objectif étant de développer des modèles capables d'estimer la durée de vie restante de filtres moteurs, en particulier des filtres à huile. Une proportion importante des données disponibles de filtres à huile Liebherr sont censurées, d'où le développement de la méthode DAST-OR permettant de prendre la censure en compte.

**Mots-clés.** Maintenance prédictive, estimation de durée de vie, apprentissage statistique, apprentissage profond.

**Abstract.** Predictive maintenance deals with the timely replacement of industrial components relatively to their failure. It allows to prevent shutdowns as in reactive maintenance and

reduces the costs compared to preventive maintenance. As a consequence, Remaining Useful Life (RUL) prediction of industrial components has become a key challenge for condition based monitoring. In many applications, in particular those for which preventive maintenance is the general rule, the prediction problem is made harder by the rarity of failing instances. Indeed, the interruption of data acquisition before the occurrence of the event of interest leads to right censored data. It is common in the industrial environment to have a high rate of censored data.

The present document proposes a deep-learning approach based on multi-sensor time series which allows to consider censored data during the training of the neural networks. To do so, the problem is discretised, following Vishnu, Malhotra, Vig, & Shroff (2019), into the prediction of a vector whose coordinates correspond to the status of the component at pre-defined moments in the future (1, failed; 0, healthy). A neural network architecture is proposed, based on the Dual Aspect Self-Attention based on Transformer (DAST) from Zhang, Song, & Li (2022). The DAST architecture take into account short-term temporal dependencies as well as interactions between sensors. Two methods are presented in this document, the direct RUL estimation with DAST and the indirect RUL estimation which takes into account censored data with DAST-OR.

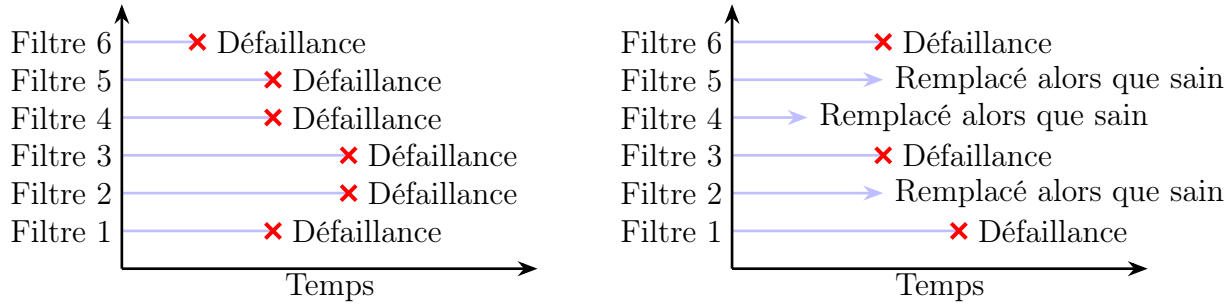
DAST and DAST-OR have been implemented on a Liebherr application with the objective of developing models capable of estimating the remaining useful life (RUL) of motor filters, particularly oil filters. An important proportion of available data on Liebherr oil filters are censored, hence the development of the DAST-OR method to take into account censored data for the training.

**Keywords.** Predictive maintenance, remaining useful life estimation, statistical learning, deep learning.

## 1 Introduction

Liebherr est un fabricant d'équipements composé de plus de 130 entreprises, organisées en plusieurs divisions telles que le terrassement, l'exploitation minière, les appareils électroménagers, les composants moteurs, etc. L'usine de Liebherr Components Colmar (COC) produit des moteurs diesel haute puissance ( $> 1$  MW). C'est dans ce cadre que des recherches sont menées pour créer des algorithmes de maintenance prédictive sur les composants moteurs. Les avancées technologiques et électroniques des capteurs de nos jours permettent la collecte d'une quantité considérable de données sur les équipements mécaniques et industriels comme les moteurs produit par la COC, en particulier des séries temporelles mesurant leur évolution au fil du temps. La définition du calendrier de maintenance, cruciale pour l'industrie, tend vers une maintenance prédictive, ou maintenance basée sur l'état (Condition-Based Monitoring CBM). Cette dernière est définie par opposition à la maintenance préventive historique, pour laquelle le calendrier de maintenance est prédéfini, chaque composant étant remplacé à des intervalles de temps fixes. La CBM évite le remplacement de composants sains, en établissant un programme dynamique qui évolue en fonction de la surveillance en temps réel du système,

réduisant ainsi les coûts. Une étape cruciale est donc l'estimation, compte tenu de l'utilisation réelle du système, de la durée de vie utile restante d'un composant, c'est-à-dire le temps avant sa défaillance.



(a) Données non censurées : toutes les durées de vie sont complètes ie la défaillance de tous les filtres est observée

(b) Données censurées à droite, les filtres 1, 3 et 6 sont censurés à droite, ils étaient encore sain lors du remplacement

FIGURE 1 – Données non censurées et données censurées à droite

L'objectif est d'estimer la durée de vie restante (Remaining Useful Life, RUL) des filtres moteurs. Nous étudions une variable continue positive, la différence de temps entre le présent et le moment de l'événement d'intérêt, lorsque le filtre est obstrué.

À la COC, les filtres à huile sont remplacés avant d'être bouchés suivant le calendrier de maintenance pré-définis amenant à une fraction importante de données censurées à droite. Nous n'avons donc pas la durée de vie complète des filtres, mais une information partielle cf 1b. L'objectif est de créer un modèle pour estimer le RUL des filtres en considérant les données censurées.

## 2 État de l'art

### 2.1 Dual Aspect Self-Attention based on Transformer (DAST)

Le modèle DAST (Dual Aspect Self-Attention based on Transformer) a été introduit par Zhang, Song, & Li (2022) pour traiter des séries temporelles provenant de capteurs, le modèle repose sur l'architecture des transformateurs introduit dans Vaswani et al. (2017) avec quelques adaptations faites au modèle. L'entrée  $X$  est une fenêtre glissante de taille  $W$  des séries temporelles provenant des  $p$ -capteurs. Les entrées du modèle sont des matrices  $X \in \mathcal{M}_{p,W}$ .

En plus de la fenêtre glissante, la valeur moyenne et le coefficient de la régression linéaire en fonction du temps de chaque capteur sont ajoutées à  $X$ , enfin :

$$X(t) = \begin{pmatrix} x_{1,t} & \cdots & x_{1,t+W} & \mu_1(t) & \alpha_1(t) \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{p,t} & \cdots & x_{p,t+W} & \mu_p(t) & \alpha_p(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

où  $p$  est le nombre de capteurs,  $W$  est la taille de la fenêtre glissante,  $x_{i,t}$  correspond à la valeur du capteur  $i$  au moment  $t$ ,  $\mu_i$  et  $\alpha_i$  sont la valeur moyenne et le coefficient de régression du capteur  $i$  dans la fenêtre glissante. Finalement,  $X \in \mathcal{M}_{p,W+2}$ . Le traitement des données décrit dans Song et al. (2020) et utilisé dans Zhang, Song, & Li (2022) est utilisé.

La particularité de l'architecture DAST réside en la présence de deux encodeurs, **encodeur capteur** et **encodeur temporel**. Les encodeurs permettent d'apprendre simultanément les poids des différents capteurs et des pas de temps. Cette information est importante pour l'estimation de la durée de vie restante basée sur des séries temporelles provenant de capteurs. D'un côté la matrice enrichie  $X(t)$  est donnée en entrée de l'encodeur temporel et de l'autre côté sa transposée  $X(t)^T$  est donnée en entrée de l'encodeur capteur.

## 2.2 Régression ordinale pour l'estimation de durée de vie restante avec des données censurées

Dans cette section, une méthode pour estimer le RUL des filtres avec des données censurées à droite et non censurées est détaillée. Elle repose sur une régression ordinale (OR) qui discrétise le problème. Au lieu d'estimer directement le RUL des filtres, celui-ci est transformé en un vecteur binaire de l'état du composant dans le futur. Pour cela à un temps fixé  $t$  on définit une nouvelle cible  $\hat{Y}_t = (y_{t,0}, \dots, y_{t,n})$  où

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si le filtre est bouché après } l * i \text{ heures,} \\ 0 & \text{si le filtre est sain après } l * i \text{ heures,} \\ - & \text{si l'état du filtre est inconnu après } l * i \text{ heures,} \end{cases}$$

pour  $i \in \{1, \dots, n\}$  où  $n$  est la longueur de  $\hat{Y}$  et  $l$  une constante définie en fonction du problème étudié. Par exemple pour  $n = 10$  et  $l = 10$  heures :

- si le composant tombe en panne après  $t + 75$  heures,  $\hat{Y}_t = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1)$ ,
- si le composant est remplacé après  $t + 75$  heures et est toujours en sain,  $\hat{Y}_t = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -, -, -)$ . Les trois derniers éléments sont masqués.

L'erreur calculée est l'entropie croisée binaire (BCELoss), cette fonction d'erreur est largement utilisée pour les problèmes de classification binaire. Cette erreur sera ajustée pour

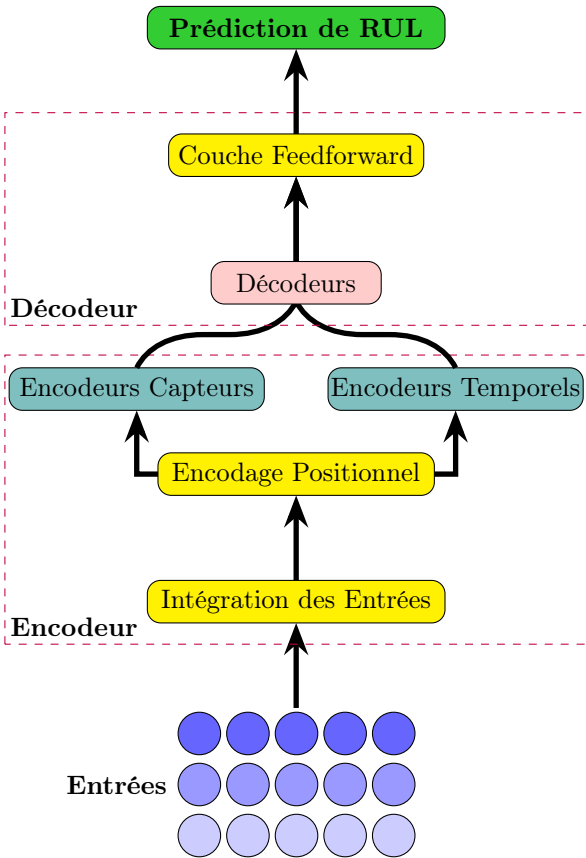


FIGURE 2 – Architecture originale de DAST Zhang, Song, & Li (2022)

les données censurées à droite et ne sera calculée que sur  $\hat{Y}_t$  partiel.

Si  $\hat{Y}_t = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -, -, -)$ , la perte est calculée sur  $\hat{Y}' = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$ .

$$BCE(Y_t, \hat{Y}_t) = - \sum_{i=1}^{n'} (Y_{t,i} \log(\hat{Y}_{t,i}) + (1 - Y_{t,i}) \log(1 - \hat{Y}_{t,i})) \quad (2)$$

où  $n' = n$  pour les instances défaillantes, et  $n' = n - n_c$  pour les instances censurées, avec  $n_c$  le nombre d'éléments masqués de  $\hat{Y}$ .

Dans cet article, une analyse comparative est réalisée entre le modèle DAST proposé dans Zhang et al. (2022) et le modèle DAST-OR, modèle DAST auquel on a ajouté une couche sigmoïde en sortie afin d'obtenir un vecteur de probabilité.

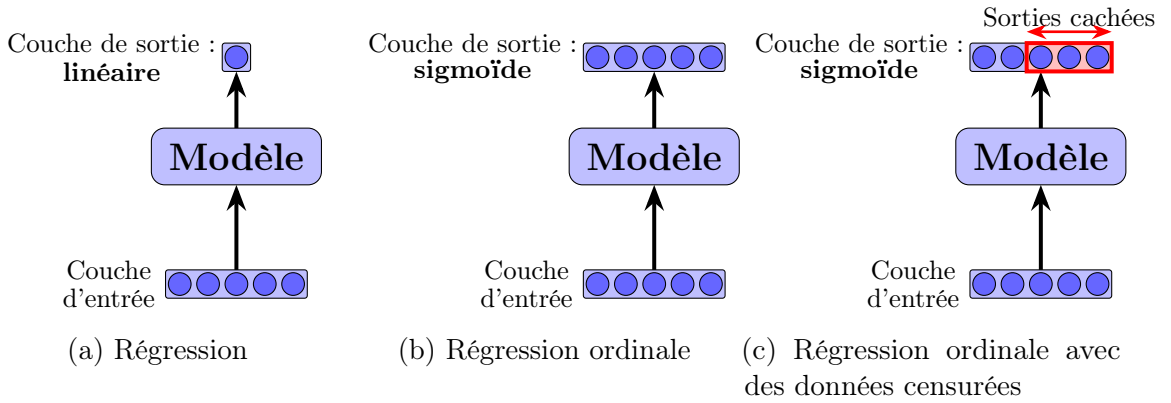


FIGURE 3 – Régression comparé à la régression ordinaire

### 3 Résultats expérimentaux, estimation de la durée de vie restante des filtres à huile

#### 3.1 Résultats sur les données C-MAPSS

##### 3.1.1 Présentation des données C-MAPSS

La performance de la méthode proposée est évaluée sur l'ensemble de données C-MAPSS (Commercial Modular Aero Propulsion System Simulation), qui est utilisé comme référence pour les méthodes d'estimation de RUL. Cet ensemble de données simule des trajectoires de défaillance de moteurs de turbofan Saxena et al. (2008) avec des conditions de fonctionnement et modes de défaillance différents, conduisant à quatre sous-jeux de données, FD001, FD002, FD003 et FD004. Les caractéristiques des quatre jeux de données sont résumées dans le Tableau 1.

Chaque trajectoire contient les variables suivantes :

TABLE 1 – Présentation données C-MAPSS

Sous jeu de données	FD001	FD002	FD003	FD004
Trajectoires d'entraînement	100	260	100	249
Trajectoires de test	100	259	100	248
Condition de fonctionnement	1	6	1	6
Modes de défaillances	1	1	2	2

1. un numéro d'unité correspondant à l'identifiant du composant,
2. une variable temporelle correspondant au nombre de cycles effectués,
3. les paramètres de simulation (condition de fonctionnement et modes de défaillance),
4. les données simulées provenant de 21 capteurs.

### 3.1.2 Résultats expérimentaux sur les données C-MAPSS

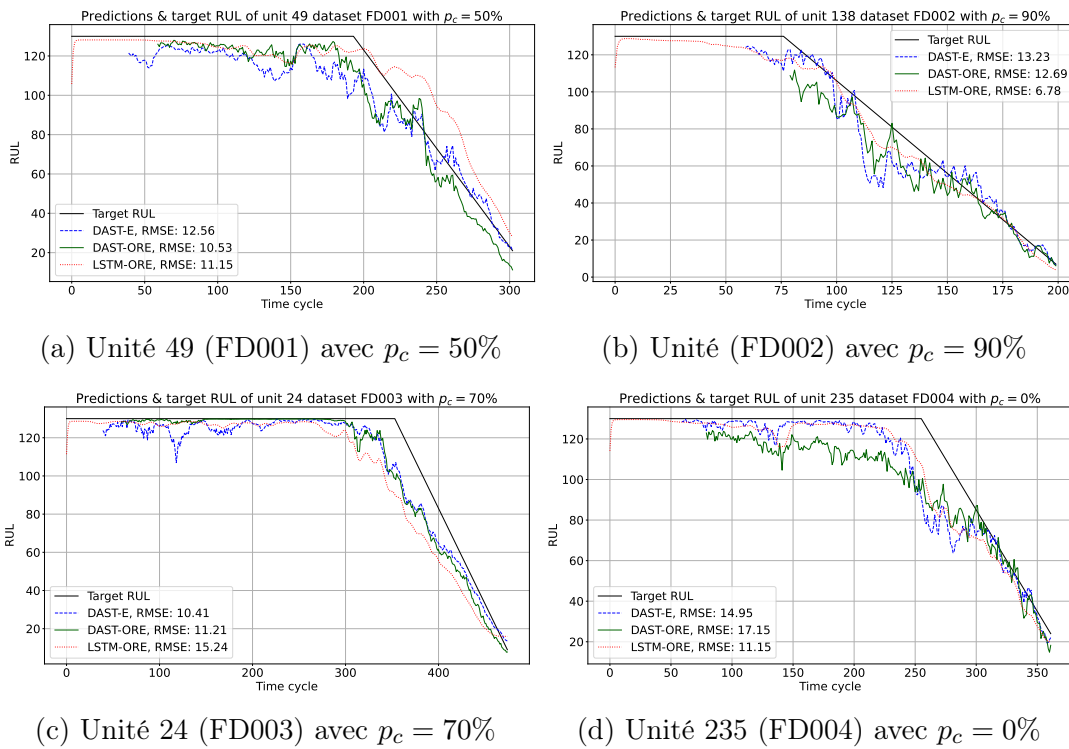


FIGURE 4 – Exemple de résultats (RMSE) sur une unité de chaque sous-jeu du C-MAPSS

Trois modèles sont entraînés sur les jeux de données du C-MAPSS :

- DAST Zhang, Song, & Li (2022),
- LSTM-MLP-OR, amélioration que nous avons proposée de LSTM-ORCE de Vishnu, Malhotra, Vig, & Shroff (2019),
- DAST-OR.

Plusieurs entraînements (10) ont été réalisés pour chaque méthode, afin de réduire la part d'aléatoire dû à l'initialisation des poids des réseaux de neurones. Sur chacun des 10 entraînements réalisés, un modèle moyen est considéré, celui-ci correspond à la prédiction

moyenne faites par les six meilleurs modèles parmi les dix comme Vishnu, Malhotra, Vig, & Shroff (2019). De la censure est ajoutée artificiellement dans les données C-MAPSS pour évaluer les performances des modèles en fonction de l'évolution de celle-ci. Le taux de censure noté  $p_c \in [0\%, 20\%, 50\%, 70\%, 90\%]$ .

Lorsque il n'y a pas de censure dans les données, les résultats obtenus avec DAST-ORE sont comparables à ceux obtenus avec DAST et aux résultats que l'on retrouve dans la littérature cf Noot, Rey, & Birmelé (2024). DAST-ORE donne les meilleurs résultats sur FD001 et FD003, tandis que LSTM-MLP-ORE donne les meilleurs résultats sur FD002 et FD004. Lorsque de la censure est ajoutée manuellement dans les données, les résultats sont bien meilleurs que ceux obtenus dans la littérature, amélioration d'environ 20% sur FD001 et d'environ 100% sur FD004 cf Noot, Rey, & Birmelé (2024).

Le modèle DAST est performant sur les données du CMAPSS Zhang et al. (2022). Le modèle DAST-OR a également été validé sur ces données. De plus les données du C-MAPSS sont semblables aux données à notre disposition de part leur structure et la source de données (ce sont des série chronologiques issues de capteurs d'un système industriel). C'est pourquoi nous allons évaluer ces méthodes sur les données Liebherr.

TABLE 2 – Résultats (RMSE) sur les données FD001 et FD002 (les meilleurs résultats sont en gras)

FD001						
$p_c$	LSTM-MLP-OR	LSTM-MLP-ORE	DAST	DAST-E	DAST-OR	DAST-ORE
0%	14.24	13.20	12.35	12.22	12.16	<b>11.57</b>
20%	15.42	14.01	13.69	12.59	12.73	<b>12.51</b>
50%	15.09	15.96	15.41	13.37	13.39	<b>12.99</b>
70%	17.83	17.97	15.38	14.08	14.28	<b>12.51</b>
90%	30.02	26.76	16.78	17.17	17.01	<b>15.80</b>
FD002						
$p_c$	LSTM-MLP-OR	LSTM-MLP-ORE	DAST	DAST-E	DAST-OR	DAST-ORE
0%	<b>12.00</b>	12.77	16.48	15.44	15.62	15.55
20%	15.43	<b>13.01</b>	14.09	13.80	16.37	18.51
50%	13.71	<b>13.15</b>	15.08	14.18	15.39	16.58
70%	14.24	<b>13.24</b>	16.10	14.74	16.71	17.73
90%	16.44	<b>13.61</b>	15.85	15.08	25.23	17.00

## 3.2 Résultats sur les données Lieherr

### 3.2.1 Présentation des données Lieherr

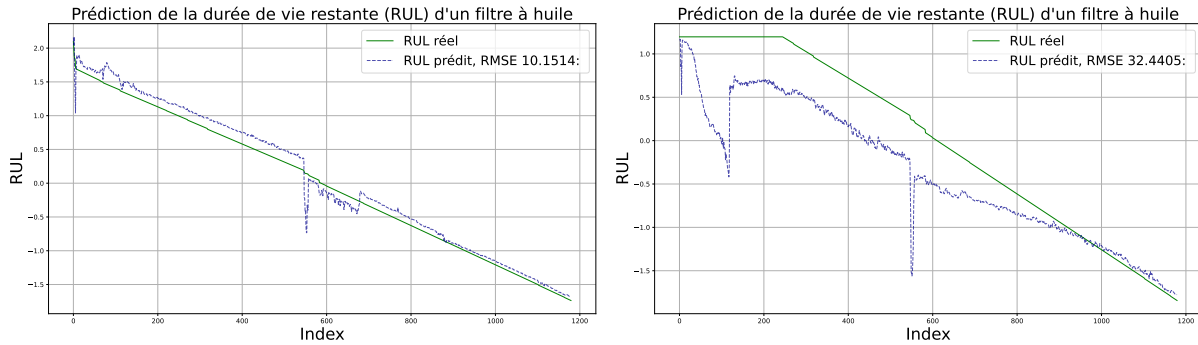
Les données utilisées sont issues des capteurs standards présents sur le moteur, tel que la vitesse moteur, l'injection, la pression, la température... Ces données sont échantillonnées à 1Hz. La détérioration des filtres étant un phénomène lent, les données sont moyennées, puis centrées réduites.

TABLE 3 – Présentation données Lieherr du banc d'essai

Trajectoires disponibles	<b>11</b>
Trajectoires non censurées disponibles	<b>7</b>
Trajectoires censurées disponibles	<b>4</b>

Une des difficultés principales de ce problème réside dans la faible quantité de données disponibles au banc d’essai. Il y a peu de filtres pour lesquelles les données complètes sont à disposition et pour lesquels l’état des filtres est connu (7) cf tableau 3. D’où l’intégration des données censurées dans l’entraînement des modèles afin d’augmenter la quantité de données à notre disposition. Néanmoins la quantité de données Liebherr disponible est faible (de 7 à 11 trajectoires) par rapport aux données du C-MAPSS (minimum 100 trajectoires). Cela ne permet pas de séparer les données Liebherr en trois jeux indépendants (entraînement, validation, test). DAST requérant des durées de vie complètes, seules les données des 7 filtres non censurés sont utilisées. Au contraire, pour DAST-OR toutes les données disponibles sont utilisées, soit 11 filtres.

### 3.2.2 Résultats expérimentaux sur les données Liebherr



(a) Résultats de DAST sur le filtre à huile 1      (b) Résultats DAST-OR sur le filtre à huile 1

FIGURE 5 – Résultats de DAST et DAST-OR pour l’estimation directe du RUL du filtre 1

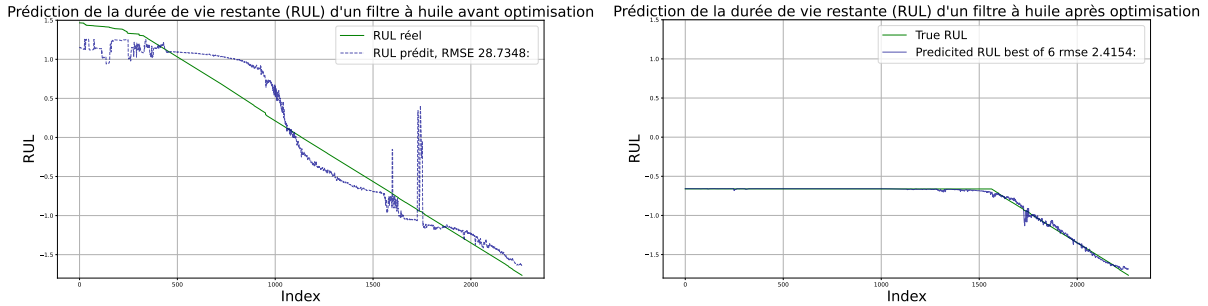
Cinq entraînements ont été réalisés pour chaque modèle. Comme précédemment un modèle moyen est considéré, dans ce cas là, la prédiction moyenne faite par les trois meilleurs modèles parmi les cinq.

Les figures 5a et 5b correspondent à l’estimation de la durée de vie restante et à la durée de vie restante réelle. Dans le cas de l’estimation directe du RUL avec DAST, ce sont les sorties du modèle qui sont affichés sur la figure 5a. Pour l’estimation du RUL avec DAST-OR, les sorties du modèle étant des vecteurs de probabilités, une transformation est faite pour obtenir un RUL comme dans Vishnu et al. (2019).

Les résultats dépendent beaucoup des données, de la répartition des filtres entres le jeu d’entraînement et de test. Les résultats obtenus avec DAST-OR avant optimisation sont peut-être liés au faible nombre de filtres à notre disposition. De meilleurs résultats pourraient être obtenus avec plus de données (comme les données terrains pour lesquels nous avons une quantité importante de données censurées). Les résultats de DAST sont prometteurs, une optimisation des hyperparamètres est en cours pour les deux modèles cf 6b.

Les prédictions figure 6 montrent les améliorations possibles en optimisant les paramètres des modèles. Un des paramètres clé concernant l’optimisation de DAST est le  $RUL_{max}$ . Comme

notre objectif est de prédire le RUL de chaque filtre, ce qui est crucial pour ce cas d’usage est d’être précis au sujet des prédictions effectuées à la fin de chaque durée de vie restante. En pratique, la dégradation du filtre au début de sa vie peut être considérée comme négligeable. Par conséquent, il est possible de fixer une valeur maximale pour la durée de vie restante ( $RUL_{max}$ ) comme dans Li et al. (2020)) et Heimes (2008) sur données C-MAPSS. Pour DAST non optimisé, le  $RUL_{max}$  n’a pas été fixé. L’étape suivante est d’optimiser DAST-OR, il devrait y avoir une amélioration significative des résultats comme celle observée sur DAST une fois optimisée. Lorsque les optimisations de DAST et DAST-OR seront faites, il sera alors possible de comparer leurs performances.



(a) Résultats de DAST avant optimisation sur le filtre à huile 2 (b) Résultats DAST après optimisation sur le filtre à huile 2

FIGURE 6 – Résultats de DAST et DAST-OR pour l’estimation directe du RUL du filtre à huile 1

## 4 Conclusion et perspectives

Les performances de DAST-OR sur les données C-MAPSS sont bonnes, c’est pourquoi une évaluation est effectuée sur l’application Liebherr. De plus, la proportion de filtres censurés sur les données Liebherr de terrains est très importante (>90%). D’où l’intérêt du modèle DAST-OR pour Liebherr, car il permet de prendre en compte la censure.

Après optimisation des modèles, des bons résultats sont obtenus sur les données Liebherr avec DAST. Une optimisation des paramètres sera aussi faite pour DAST-OR. Les paramètres optimisés sont les suivants, *le taux d’apprentissage, la taille de la fenêtre glissante, la taille des batchs, et la taille des matrices d’attention*. D’autres pistes sont à l’étude, comme le changement de fonction d’erreur en mettant une pondération inversement proportionnelle au RUL dans l’erreur (pour accorder plus d’importance aux prédictions faites à la fin de la durée de vie d’un filtre qu’au début) et une erreur asymétrique qui pénaliserait plus une sur-estimation qu’une sous-estimation du RUL cf Saxena et al. (2008).

## Bibliographie

- Heimes, F. O. (2008). Recurrent neural networks for remaining useful life estimation. In *2008 international conference on prognostics and health management* (pp. 1–6).
- Li, H., Zhao, W., Zhang, Y., & Zio, E. (2020). Remaining useful life prediction using multi-scale deep convolutional neural network. *Applied Soft Computing*, *89*, 106113.
- Noot, J.-P., Rey, F., & Birmelé, E. (2024). Lstm and transformers based methods for remaining useful life prediction considering censored data. *article en cours de rédaction*.
- Saxena, A., Goebel, K., Simon, D., & Eklund, N. (2008). Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In *2008 international conference on prognostics and health management* (pp. 1–9).
- Song, Y., Gao, S., Li, Y., Jia, L., Li, Q., & Pang, F. (2020). Distributed attention-based temporal convolutional network for remaining useful life prediction. *IEEE Internet of Things Journal*, *8*(12), 9594–9602.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., . . . Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, *30*.
- Vishnu, T., Malhotra, P., Vig, L., & Shroff, G. (2019). Data-driven prognostics with predictive uncertainty estimation using ensemble of deep ordinal regression models. *International Journal of Prognostics and Health Management*, *10*(4).
- Zhang, Z., Song, W., & Li, Q. (2022). Dual aspect self-attention based on transformer for remaining useful life prediction. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, *71*, 1–11.