Revisión sistemática de métodos de aprendizaje profundo de representaciones para la estimación de la vida útil restante (RUL)

Rafael Egea Jurado[1][0009−0008−0656−5770] y Sebastián Ventura Soto[1][0000−0003−4216−6378]✉

Departamento de Computación e Inteligencia Artificial, Instituto Andaluz Interuniversitario en Ciencia de Datos e Inteligencia Computacional (DaSCI), Universidad de Córdoba, Córdoba, 14071, España
r.egea@uco.es, ✉ sventura@uco.es

Resumen La estimación de la vida útil restante, o Remaining Useful Life (RUL), constituye una de las tareas fundamentales del mantenimiento predictivo. A menudo, este problema se plantea como una tarea de regresión supervisada, en la que a partir de una secuencia registrada en un instante temporal (t), se estima el tiempo restante hasta la ocurrencia de un fallo operativo (T_f). No obstante, en entornos reales, la estimación de la RUL está condicionada por la incertidumbre derivada de la incertidumbre en los procesos de degradación, la heterogeneidad en las condiciones de operación y de la disponibilidad limitada de datos de fallo. Para abordar tanto la incertiumbre, como la heterogeneidad, la literatura reciente ha recurrido a modelos de deep learning cada vez más sofisticados, y con más parámetros capaces de aprender representaciones internas complejas e identificar patrones intrincados. Sin embargo, estos modelos requieren grandes volúmenes de datos etiquetados para lograr un entrenamiento robusto. Frente a esta limitación, los métodos semisupervisados se presentan como una alternativa prometedora, ya que permiten aprovechar datos no etiquetados o parcialmente etiquetados para mejorar el aprendizaje del modelo. En esta revisión, nos enfocamos en modelos que utilizan esta información para construir representaciones latentes más informativas, lo que facilita la estimación posterior de la RUL. Tras un análisis exhaustivo de la literatura, identificamos varias líneas metodológicas relevantes y las comparamos experimentalmente en conjuntos de datos de motores de aeronaves con distintos niveles de censura. Los resultados evidencian que el aprendizaje basado en contraste es una de las alternativas más prometedoras dentro del estado del arte.

Keywords: Aprendizaje de representaciones · Deep Learning · Remaining Useful Life.

1. Introducción

El correcto funcionamiento de activos médicos, industriales y de transporte resulta esencial para la sociedad actual, por lo que las estrategias de manteni-

miento desempeñan un papel clave en la seguridad, disponibilidad y eficiencia de estos sistemas. Tradicionalmente, estas estrategias se han organizado en torno a dos enfoques principales: el mantenimiento correctivo, que actúa una vez producido el fallo, y el mantenimiento preventivo, que programa intervenciones a partir del conocimiento previo sobre los procesos de degradación. Sin embargo, ambos enfoques presentan limitaciones importantes: el primero puede implicar costes elevados y riesgos operativos, mientras que el segundo puede conducir a intervenciones innecesarias o tardías debido a la incertidumbre asociada al uso, la carga y las condiciones de operación de la maquinaria. En este contexto, el mantenimiento predictivo basado en datos ha adquirido una relevancia creciente gracias al desarrollo del Big Data, el internet de las cosas y la inteligencia artificial. La disponibilidad de datos operativos e históricos permite entrenar modelos capaces de estimar indicadores del estado de salud de los activos, entre los que destaca la vida útil restante o Remaining Useful Life (RUL). Actualmente, los enfoques basados en datos dominan la literatura de RUL y suelen formular este problema como una tarea de regresión, donde una secuencia de observaciones procedentes de sensores, se utiliza para estimar el tiempo restante hasta el fallo. En los modelos modernos de aprendizaje profundo, esta función suele descomponerse en dos etapas: un codificador, encargado de transformar la entrada en una representación latente compacta, y un regresor que utiliza dicha representación para obtener la predicción final. Bajo esta formulación, el rendimiento del sistema depende en gran medida de la calidad de la representación latente aprendida. Por ello, el aprendizaje de representaciones se ha convertido en una línea clave dentro de la estimación de RUL, ya que busca construir espacios latentes capaces de reflejar la estructura de degradación de los activos y facilitar predicciones más precisas y robustas.

En este contexto, las principales aportaciones de este trabajo son las siguientes. *i)* se presenta una revisión sistemática de métodos recientes de aprendizaje profundo orientados a la estimación de la vida útil restante, centrada específicamente en enfoques que aprenden representaciones latentes a partir de datos operativos. *ii*), se propone una taxonomía que organiza la literatura según el mecanismo utilizado para construir dichas representaciones, diferenciando entre aprendizaje directo, métodos basados en reconstrucción y enfoques contrastivos. *iii)* se realiza una comparación experimental de modelos representativos sobre conjuntos de datos de motores de aeronaves bajo distintos niveles de censura, evaluando tanto el rendimiento predictivo como el coste computacional.

El resto del artículo se organiza como sigue: primero se describe la metodología de revisión sistemática empleada; a continuación, se presenta la taxonomía de métodos de aprendizaje de representaciones para RUL; posteriormente, se detallan los enfoques basados en aprendizaje directo, reconstrucción y contraste; después, se expone la evaluación experimental y la discusión de resultados; y, por último, se recogen las principales conclusiones y líneas de trabajo futuro.

2. Revisión literaria sistemática

En esta sección se describe la metodología empleada para la selección de los artículos incluidos en la revisión, las fuentes de información consultadas, la estrategia de búsqueda utilizada y el procedimiento seguido para su selección.

2.1. Objetivo y criterios de selección

El objetivo de esta revisión es identificar las principales corrientes de aprendizaje de representaciones mediante técnicas de aprendizaje profundo aplicadas a la estimación de la RUL en sistemas complejos que carecen de conocimiento explícito sobre sus procesos de degradación. Se incluyeron únicamente artículos de revista revisados por pares publicados entre 2021 y 2026 que propusieran metodologías propias, validadas experimentalmente, para la estimación directa de la RUL mediante aprendizaje profundo orientado a la obtención de representaciones latentes. Se excluyeron congresos, revisiones, tesis y trabajos centrados en otras tareas relacionadas, así como métodos sin validación experimental, basados en dominios externos o que emplearan información explícita del proceso de degradación.

2.2. Fuentes de información y estrategia de búsqueda

El estudio se realizó a partir de tres fuentes principales de información bibliográfica: IEEE Xplore, Scopus y Google Scholar, esta última empleada como apoyo para identificar trabajos potencialmente relevantes no detectados en las etapas anteriores. Sobre estas fuentes se aplicó la siguiente cadena de búsqueda, diseñada para recuperar artículos alineados con los criterios de inclusión y exclusión definidos previamente:

> ("remaining useful life" OR RUL) AND ("manifold learning" OR embedding OR "contrastive learning" OR "representation learning" OR "metric learning")

2.3. Proceso de selección y cribado

El proceso completo de selección de artículos se resume en la Figura 1, donde se muestran las fuentes consultadas y el número de trabajos recuperados, seleccionados y descartados en cada etapa. La selección final se obtuvo mediante un cribado secuencial que incluyó la exclusión de documentos no publicados en revistas revisadas por pares (cribado documental), la aplicación de los criterios de inclusión y exclusión al título (cribado por título) y al resumen (cribado por resumen), y, finalmente, la lectura completa de los trabajos que superaron las fases anteriores, sobre los que se volvió a aplicar el cribado definido previamente (lectura y cribado final). En esta etapa final, aparecieron numerosos descartes debido al uso de conocimiento físico o información explícita de degradación no siempre visible en título o resumen.

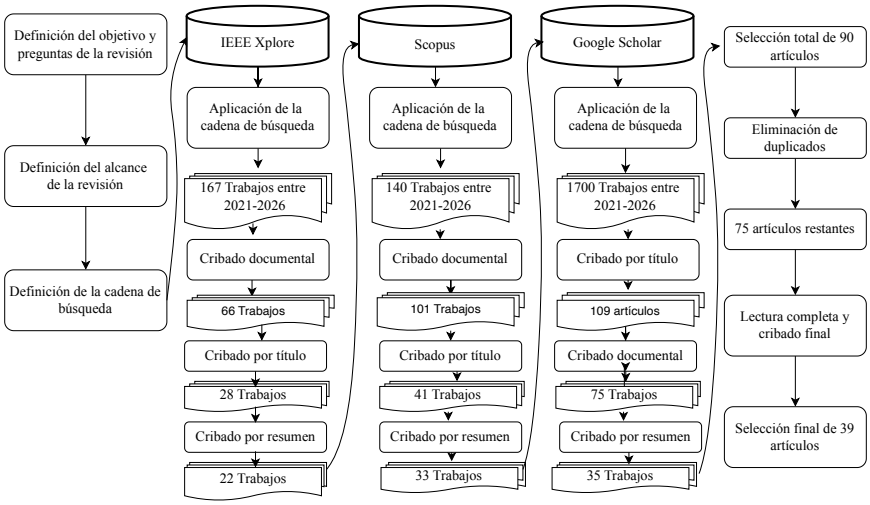


Figura 1: Descripción de la imagen

3. Aprendizaje profundo de representaciones en problemas de estimación de la vida útil restante

En esta sección se presenta una taxonomía de los trabajos identificados mediante la metodología descrita anteriormente. El objetivo de esta clasificación es agrupar los métodos según el mecanismo utilizado para aprender representaciones útiles para la estimación de la vida útil restante (RUL). Para ello, cada nivel de la taxonomía responde a una cuestión concreta sobre las características de los métodos analizados: en primer lugar, a partir de qué tarea se aprenden las representaciones; en segundo lugar, qué tareas auxiliares se utilizan cuando el aprendizaje no se realiza directamente sobre la estimación de RUL; y, finalmente, cómo se define la similitud entre muestras en los métodos contrastivos. La clasificación resultante se muestra en la Figura 2.

4. Aprendizaje directo

En este tipo de enfoques se busca aprender una función parametrizada $\widehat{\mathrm{RUL}} = f_\theta(\mathbf{x})$, capaz de estimar la RUL a partir de las observaciones disponibles ($\mathbf{x}$). En los modelos profundos, esta función suele descomponerse en dos bloques principales. El primero corresponde a un codificador (g_ϕ), encargado de transformar los datos de entrada ($\mathbf{x}$) en una representación latente de menor dimensión ($\mathbf{z}$), tal que $\mathbf{z} = g_\phi(\mathbf{x})$, mientras que un segundo bloque, denominado regresor (r_ψ), utiliza dicha representación para estimar la RUL, $\widehat{\mathrm{RUL}} = r_\psi\big(g_\phi(\mathbf{x})\big)$. De esta forma, el problema de aprendizaje consiste en encontrar los parámetros (ϕ) y

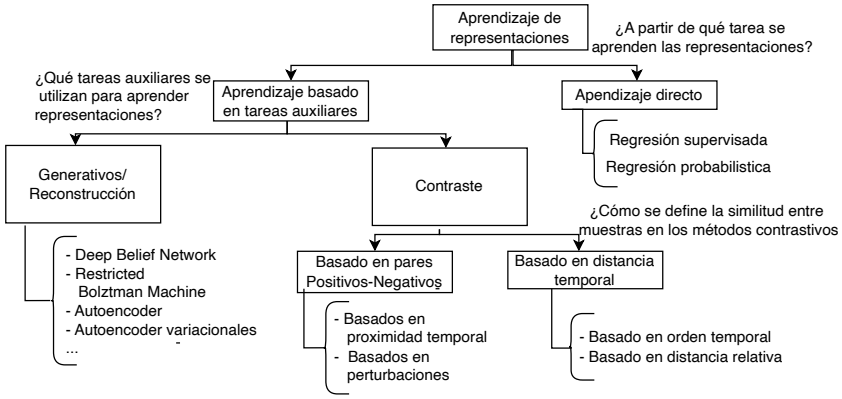


Figura 2: Taxonomía desarrollada

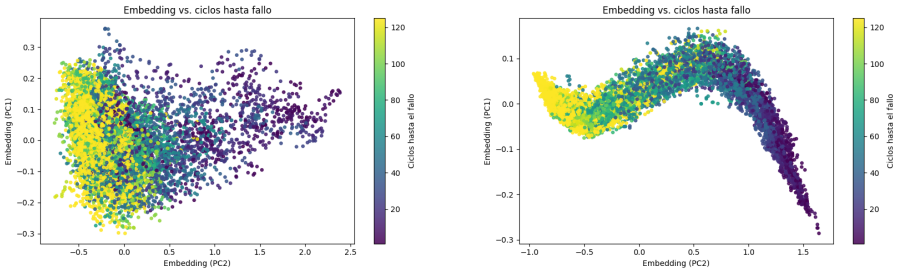
(ψ) que permitan obtener representaciones informativas para la tarea de predicción. Habitualmente, estos parámetros se optimizan mediante algoritmos de retropropagación minimizando una función de pérdida que depende directamente de la disponibilidad de etiquetas asociadas a cada instancia del conjunto de entrenamiento.

La literatura ha propuesto numerosas arquitecturas para implementar el codificador. Entre las primeras aproximaciones destacan las redes convolucionales (CNN) [9], o arquitecturas recurrentes, especialmente las redes Long Short-Term Memory (LSTM) [5,16], sin embargo, su limitación para capturar patrones a largo plazo, ha hecho que la literatura vire hacia arquitecturas basadas en mecanismos de atención y transformers [10,15,21].

Los modelos supervisados obtienen buenos resultados, pero dependen de disponer de suficientes trayectorias de fallo etiquetadas para aprender representaciones útiles. Este efecto se ilustra en la Figura 3, donde se comparan mediante una proyección PCA los espacios latentes aprendidos por una red LSTM entrenada sobre C-MAPSS con distintas cantidades de trayectorias de fallo. Cuando el modelo dispone de más ejemplos etiquetados 3b, las representaciones muestran una estructura más coherente con la progresión de la degradación. En cambio, al reducir drásticamente la cantidad de datos 3a etiquetados, el espacio latente pierde parte de dicha estructura, dificultando la estimación precisa de la RUL.

5. Aprendizaje basado en tareas auxiliares

Para obordar el problema anteriormente expuesto y disminuir la dependencia de instancias etiquetadas se investigan estos enfoques donde en vez de buscar una representación en base a la tarea de predicción final, buscamos preentrenar los modelos usando solo la información disponible. De esta forma, los modelos de extracción de representaciones se preentrenan usando la mayor parte de la



(a) Entrenamiento con pocas trayectorias de fallo.

(b) Entrenamiento con mayor número de trayectorias de fallo.

Figura 3: Comparación de los espacios latentes obtenidos mediante PCA para distintos niveles de disponibilidad de datos de fallo.

información con etiquetas limitadas y posteriormente se refinan bajo el conjunto de datos etiquetados más limitado final.

5.1. Reconstrucción

Una de las primeras estrategias propuestas consiste en aprender representaciones mediante tareas de reconstrucción. Estos métodos se basan en un codificador (g_ϕ) que transforma las observaciones de entrada ($\mathbf{x}$) en una representación latente, $\mathbf{z} = g_\phi(\mathbf{x})$. Sin embargo, a diferencia de los enfoques supervisados, la representación latente se utiliza para alimentar un decodificador ($d_{\phi'}$), encargado de reconstruir la señal original, $\hat{\mathbf{x}} = d_{\phi'}(\mathbf{z})$.

Uno de los primeros trabajos en esta línea fue propuesto por [14], quienes emplearon máquinas de Boltzmann restringidas (RBM) para modelar la distribución de los datos sin requerir información sobre el fallo. Las representaciones aprendidas durante esta etapa de preentrenamiento eran posteriormente utilizadas como entrada para un modelo de regresión de RUL.

Posteriormente, el uso de autoencoders (AE) se convirtió en una de las aproximaciones más populares dentro del aprendizaje semisupervisado para RUL. Estos modelos aprenden representaciones compactas minimizando el error de reconstrucción de las observaciones originales [6,7]. Con el objetivo de capturar mejor la incertidumbre inherente al proceso de degradación, surgieron posteriormente los variational autoencoders (VAE), que modelan explícitamente una distribución probabilística en el espacio latente mediante una regularización basada en la divergencia de Kullback-Leibler [3,4,11].

etiquetados, los métodos basados en reconstrucción presentan una limitación especialmente relevante en escenarios con una elevada proporción de datos censurados. Dado que el entrenamiento está dominado por los estados de funcionamiento normal, que suelen ser los más abundantes, las representaciones aprendidas tienden a reflejar principalmente los patrones más frecuentes del conjunto de datos. Como consecuencia, las regiones correspondientes a estados avanzados

de degradación, que contienen la información más relevante para la estimación de RUL, pueden quedar insuficientemente representadas en el espacio latente.

5.2. Contraste

La hipótesis fundamental del aprendizaje contrastivo establece que dos ejemplos que representen estados de degradaciónimilares deberían poseer representaciones latentes cercanas en el espacio de características, mientras que observaciones correspondientes a estados de degradación significativamente distintos deberían situarse alejadas entre sí.

Aprendizaje basado en pares positivos-negativos Una primera familia de métodos construye explícitamente pares positivos y negativos para guiar el aprendizaje contrastivo. Entre las estrategias más habituales se encuentran aquellas basadas en la proximidad temporal. Bajo esta hipótesis, dos observaciones obtenidas en instantes cercanos dentro de una misma trayectoria de degradación deberían corresponder a estados de salud similares y, por tanto, sus representaciones latentes deberían situarse próximas entre sí. De esta forma, las muestras comprendidas dentro de una ventana temporal definida alrededor de un instante (t) se consideran ejemplos positivos, las más alejadas, como negativas [8,18,24]. Otra línea de investigación persigue aumentar la robustez de las representaciones frente al ruido. En estos enfoques, a partir de una observación ($\mathbf{x}$) se generan múltiples vistas mediante distintas modificaciones de la señal. Estas vistas se consideran ejemplos positivos entre sí, mientras que las observaciones procedentes de otras trayectorias actúan como ejemplos negativos [1,22,23].

Aprendizaje basado en distancia temporal En lugar de limitarse a clasificar pares de muestras como positivas o negativas, estos enfoques intentan preservar en el espacio latente la distancia existente entre distintos estados de degradación. Bajo esta hipótesis, dadas dos observaciones ($\mathbf{x}_i$) y ($\mathbf{x}_j$), obtenidas en los instantes (t_i) y (t_j) de una misma trayectoria de fallo, la distancia entre sus representaciones latentes ($\mathbf{z}_i$) y ($\mathbf{z}_j$) debería reflejar la separación temporal existente entre ambas observaciones. Las diferencias entre los métodos propuestos se encuentran principalmente en la forma de cuantificar esta relación. Algunos trabajos emplean distancias euclídeas o similitud coseno entre representaciones, mientras que otros utilizan funciones de puntuación aprendidas específicamente para modelar la progresión de la degradación y preservar la estructura temporal del proceso [12,13,17].

6. Evaluación experimental

Para entender mejor los efectos prácticos de los distintos métodos de aprendizaje de representaciones en RUL mediante modelos de deep learning, diseñamos estos experimentos alrededor de la siguiente pregunta: ¿Qué modelos

obtienen los mejores resultados en sistemas complejos con alta incertidumbre, independientemente del nivel de censura? Para esto, cogeremos los conjuntos de datos más usados en los artículos revisados que aborden sistemas complejos, sobre los que aplicaremos los trabajos que consideramos más relevantes del total de los revisados. En la siguiente web se recoge información adicional a cerca de los conjuntos de datos, métodos seleccionados, y resultados obtenidos: https://www.uco.es/kdis/revision-sistematica-de-metodos-de-aprendizaje-profundo-aplicado-a-la-estimacion-de-la-vida-util-restante/

6.1. Conjuntos de datos

Tras analizar los conjuntos de datos empleados en los artículos revisados, contemplamos que el 57 % de los conjuntos de datos usados se corresponden a motores de aeronaves, el 26.5 % a rodamientos industriales, y el 16 % restante a otros elementos industriales más diversos como baterías, discos duros, o fresadoras. De entre todos los conjuntos de datos seleccionamos los basados en motores de aeronaves ya que son los más usados en la literatura además de ser sistemas complejos con multiples componentes y condiciones de uso cambiantes, estos se corresponden con los repositorias CMapss [19] con datos de vuelos simulados algo simplistas y el conjunto N-CMapss [2] que opera bajo situaciones más realistas. Además para contemplar como responden los modelos a datos faltantes se estudian bajo distintos niveles de censura, estudiando casos sin datos censurados, un 25 % de trayectorias censuradas, 50 %, 75 % y un 99 %, siendo este último dejar solo una trayectoria etiquetada y las demás sin etiquetar. Más información acerca del procedimiento de censura y de los conjuntos utilizados puede encontrarse en la web anteriormente expuesta.

6.2. Selección de modelos

La selección de modelos se ha realizado atendiendo al número de citas, la relevancia en la literatura y los resultados experimentales reportados. De esta forma, los métodos contrastivos, CBHRL [23], USL-LSTM [12] y SS-CL [13], se han seleccionado por ser trabajos altamente citados y representativos de esta línea. Los modelos basados en reconstrucción, RBM [14] y autoencoder [25], se incluyen por su impacto y relevancia, destacando el RBM como uno de los precursores del aprendizaje semisupervisado aplicado al RUL, pese a ser anterior al periodo principal de la revisión. Finalmente, se considera también un modelo basado en atención [20], por su relevancia, buenos resultados y uso ligero de mecanismos de atención, lo que puede reducir el riesgo de sobreentrenamiento.

6.3. Resultados y discusión del rendimiento de los modelos

En esta sección se analiza el rendimiento de los modelos descritos anteriormente sobre los conjuntos de datos y niveles de censura definidos previamente. Para ello, cada modelo se ha ejecutado cinco veces sobre cada combinación de

conjunto de datos y nivel de censura, los resultados correspondientes pueden consultarse en la web indicada en la introducción de esta sección.

En primer lugar, la Figura 4 muestra un análisis basado en el test de Nemenyi, una prueba comparativa no paramétrica que permite estudiar las diferencias entre los métodos considerados. En esta figura se presenta un ranking medio de los modelos, liderado por USL-LSTM, junto con una distancia crítica que permite determinar si las diferencias son estadísticamente significativas. Los resultados muestran la existencia de dos grupos principales, siendo el grupo con mejor rendimiento el formado por los enfoques basados en aprendizaje contrastivo. Por el contrario, el modelo de regresión directa obtiene el peor ranking, aunque sin presentar diferencias con respecto al segundo grupo detectado.

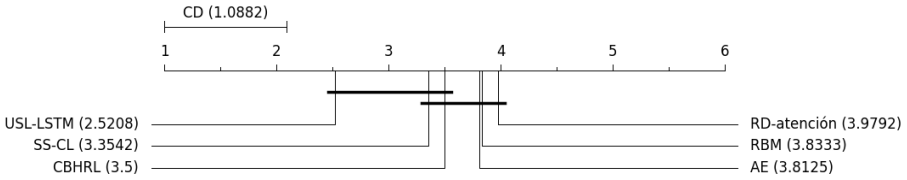


Figura 4: Test de Nemenyi sobre el RMSE de los modelos obtenidos

La Figura 5 muestra que el modelo de regresión directa presenta el menor tiempo de entrenamiento, especialmente en escenarios con alta censura, al disponer de menos datos efectivos, aunque esto también limita su rendimiento. Los métodos basados en reconstrucción y USL-LSTM presentan tiempos intermedios, mientras que los enfoques contrastivos suelen requerir mayor coste computacional debido a las comparaciones entre múltiples ejemplos dentro de cada batch.

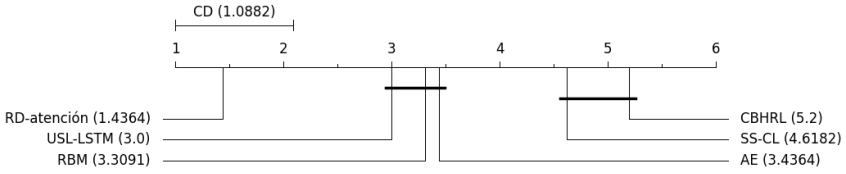


Figura 5: Test de Nemenyi sobre el tiempo de entrenamiento de los modelos obtenidos

Por último, la Figura 6 muestra el análisis correspondiente a los tiempos de inferencia. En este caso, no se observan diferencias relevantes entre los distintos métodos, ya que todos ellos siguen una arquitectura general basada en un codificador seguido de un regresor. Por tanto, aunque existen diferencias en las estrategias de entrenamiento, las variaciones en el coste computacional durante la inferencia son reducidas.

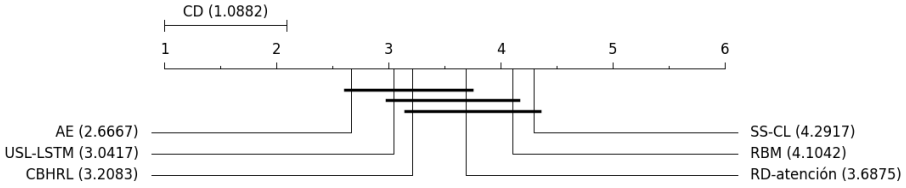


Figura 6: Test de Nemenyi sobre el tiempo de inferencia de los modelos obtenidos

7. Conclusiones y trabajo futuro

En esta revisión se han analizado las principales líneas de aprendizaje profundo de representaciones para abordar los problemas de incertidumbre y censura en la estimación de la vida útil restante (RUL). Los enfoques entrenados de extremo a extremo pueden aprender representaciones útiles, pero dependen fuertemente de datos etiquetados, lo que limita su aplicación en escenarios con censura. Por ello, los métodos semisupervisados, especialmente los basados en reconstrucción y aprendizaje contrastivo, constituyen una alternativa relevante.

La comparación experimental sobre C-MAPSS y N-CMAPSS muestra que los métodos contrastivos obtienen los mejores resultados, destacando USL-LSTM con un rendimiento estadísticamente superior al resto. No obstante, estos enfoques suelen requerir mayor coste computacional debido a las comparaciones entre ejemplos dentro de cada batch, aunque una estrategia adecuada de muestreo puede reducir este impacto. Como trabajo futuro, se plantea ampliar la comparativa con más modelos, conjuntos de datos y condiciones experimentales.

Acknowledgments. Esta investigación ha sido financiada parcialmente por los proyectos PID2023-148396NB-I00 del Ministerio de Ciencia e Innovación y por el proyecto ProyExcel-0069 de la Consejería de Universidad, Investigación e Innovación de la Junta de Andalucía.

Referencias

1. An, X., Zhang, C., Liu, C., Zhao, W.: An Enhanced Approach for Remaining Useful Life Prediction of Bearings Using Incomplete Lifecycle Data. IEEE Access **13**, 53305–53320 (2025). https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3553279, https://ieeexplore.ieee.org/document/10935355
2. Arias Chao, M., Kulkarni, C., Goebel, K., Fink, O.: Aircraft engine run-to-failure dataset under real flight conditions for prognostics and diagnostics. Data **6**(1) (2021). https://doi.org/10.3390/data6010005, https://www.mdpi.com/2306-5729/6/1/5
3. Chen, C., Zhou, Z., Shi, J., Yue, D., Shi, G., Bao, D., Xie, T.: BiCoT-VTASA: A Transformer-Enhanced Hybrid Model for Predicting Remaining Useful Life of Aircraft Engines. IEEE Sensors Journal **26**(6), 8766–8780 (Mar 2026). https://doi.org/10.1109/JSEN.2026.3658605, https://ieeexplore.ieee.org/document/11370324

4. Costa, N., Sánchez, L.: Variational encoding approach for interpretable assessment of remaining useful life estimation. Reliability Engineering & System Safety **222**, 108353 (Jun 2022). https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108353, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832022000321
5. Deng, F., Bi, Y., Liu, Y., Yang, S.: Remaining Useful Life Prediction of Machinery: A New Multiscale Temporal Convolutional Network Framework. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement **71**, 1–13 (2022). https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3200093, https://ieeexplore.ieee.org/document/9868958
6. Gao, Z., Wang, C., Wu, J., Wang, Y., Jiang, W., Dai, T.: Degradation-Aware Remaining Useful Life Prediction of Industrial Robot via Multiscale Temporal Memory Transformer Framework. Reliability Engineering & System Safety **262**, 111176 (Oct 2025). https://doi.org/10.1016/j.ress.2025.111176, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832025003771
7. Ha, S., Sung, M., Saeed, F., Yun, S., Kim, I.M., Kang, J.M.: Generative-Diffusion-Model-Based Deep-Learning Framework for Remaining Useful Life Prediction. IEEE Internet of Things Journal **12**(11), 18431–18434 (Jun 2025). https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3549038, https://ieeexplore.ieee.org/document/10916662
8. Han, J., Kwon, Y., Yoon, H.: Mamba-attention: A self-supervised framework for efficient remaining useful life prediction. Reliability Engineering & System Safety **265**, 111492 (Jan 2026). https://doi.org/10.1016/j.ress.2025.111492, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832025006921
9. Hou, Y., Lu, C., Xia, Q., Abbas, W., Lee, H.H., Loo, K.H.: LVDACNN: A Lightweight Variable Dependency Aware CNN for Remaining Useful Life Prediction. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement **75**, 1–13 (2026). https://doi.org/10.1109/TIM.2026.3655912, https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11359311
10. Jin, R., Chen, Z., Wu, K., Wu, M., Li, X., Yan, R.: Bi-LSTM-Based Two-Stream Network for Machine Remaining Useful Life Prediction. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement **71**, 1–10 (2022). https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3167778, https://ieeexplore.ieee.org/document/9758765
11. Jing, T., Zheng, P., Xia, L., Liu, T.: Transformer-based hierarchical latent space VAE for interpretable remaining useful life prediction. Advanced Engineering Informatics **54**, 101781 (Oct 2022). https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101781, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474034622002397
12. Kong, Z., Jin, X., Xu, Z., Chen, Z.: A contrastive learning framework enhanced by unlabeled samples for remaining useful life prediction. Reliability Engineering & System Safety **234**, 109163 (2023). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ress.2023.109163, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832023000789
13. Krokotsch, T., Knaak, M., Gühmann, C.: Improving semi-supervised learning for remaining useful lifetime estimation through self-supervision. CoRR **abs/2108.08721** (2021), https://arxiv.org/abs/2108.08721
14. Listou Ellefsen, A., Bjørlykhaug, E., Æsøy, V., Ushakov, S., Zhang, H.: Remaining useful life predictions for turbofan engine degradation using semi-supervised deep architecture. Reliability Engineering And System Safety **183**, 240–251 (2019). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.11.027, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832018307506
15. Liu, L., Song, X., Zhou, Z.: Aircraft engine remaining useful life estimation via a double attention-based data-driven architecture. Reliability Engineering & System

Safety **221**, 108330 (May 2022). https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108330, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832022000102
16. Mundra, S., Yadav, M., Jadhav, S.: Remaining Useful Life Prediction of Face Milling Cutter via Vibration Signatures and CNN–BiLSTM Architecture. Journal of Vibration Engineering & Technologies **14**(4), 150 (Mar 2026). https://doi.org/10.1007/s42417-026-02409-8, https://doi.org/10.1007/s42417-026-02409-8
17. Natsumeda, M., Yairi, T.: Consistent Pretext and Auxiliary Tasks With Relative Remaining Useful Life Estimation. IEEE Transactions on Industrial Informatics **20**(4), 6879–6888 (Apr 2024). https://doi.org/10.1109/TII.2024.3353923, https://ieeexplore.ieee.org/document/10415283
18. Qian, W., Chu, Y., Lu, Z., Tian, L., Yu, B.: MACPTD: Self-Supervised RUL Prediction for Aero-Engines via Frequency-Constrained Disentanglement and Dual-Domain Contrastive Learning. IEEE Sensors Journal **26**(2), 3237–3249 (Jan 2026). https://doi.org/10.1109/JSEN.2025.3633792, https://ieeexplore.ieee.org/document/11271760
19. Saxena, A., Goebel, K., Simon, D., Eklund, N.: Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation (Oct 2008)
20. Shi, J., Zhong, J., Zhang, Y., Xiao, B., Xiao, L., Zheng, Y.: A dual attention lstm lightweight model based on exponential smoothing for remaining useful life prediction. Reliability Engineering & System Safety **243**, 109821 (2024). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ress.2023.109821, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832023007354
21. Wang, B., Lei, Y., Li, N., Wang, W.: Multiscale Convolutional Attention Network for Predicting Remaining Useful Life of Machinery. IEEE Transactions on Industrial Electronics **68**(8), 7496–7504 (Aug 2021). https://doi.org/10.1109/TIE.2020.3003649, https://ieeexplore.ieee.org/document/9126224
22. Ye, Y., Wang, J., Yang, J., Yao, D., Lu, Y.: Supervised Contrastive Learning Enhanced Deep Residual Shrinkage Network for Dual Uncertainty-Aware Bearing RUL Prediction. IEEE Sensors Journal **25**(19), 36254–36266 (Oct 2025). https://doi.org/10.1109/JSEN.2025.3587999, https://ieeexplore.ieee.org/document/11131520
23. Zhu, Q., Zhou, Z., Li, Y., Yan, R.: Contrastive bilstm-enabled health representation learning for remaining useful life prediction. Reliability Engineering & System Safety **249**, 110210 (2024)
24. Zhu, Z., Lv, Z., Xie, T.: Trend contrast features-based bearing remaining useful life prediction method. Control Engineering Practice **162**, 106358 (Sep 2025). https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2025.106358, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967066125001212
25. İnce, K., Genc, Y.: Joint autoencoder-regressor deep neural network for remaining useful life prediction. Engineering Science and Technology, an International Journal **41**, 101409 (2023). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jestch.2023.101409, https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215098623000861