Nuevos paradigmas para el diseño de arquitecturas de redes profundas híbridas explicables en series temporales

M. Germán-Morales[a], Cristóbal J. Carmona[b], and Antonio J. Rivera[b]

Departamento de Informática, Universidad de Jaén, Jaén, España
{mgerman,ccarmona,arivera}@ujaen.es

[a]Estudiante de doctorado
[b]Director de tesis
*Este proyecto de tesis se inició el 13 de febrero del 2024

Resumen Este proyecto de tesis aborda el diseño de arquitecturas de DL (conocido como *Deep Learning*) para la Predicción de Series Temporales, teniendo en cuenta la sostenibilidad y explicabilidad que deben de presentar los modelos debido a la imposición de nuevas leyes y restricciones. Ante el reto de procesar grandes cantidades de datos, se propone utilizar técnicas de Aprendizaje por Transferencia (o *Transfer Learning*) y arquitecturas híbridas para reducir el consumo de recursos y el tiempo de entrenamiento, contribuyendo a la denominada IA Verde. Además, se investigarán métodos de Inteligencia Artificial Explicable (XAI) para garantizar que los modelos desarrollados no solo sean precisos, sino también comprensibles para los usuarios.

Keywords: Series temporales · Transfer Learning · Modelos Fundacionales

1. Antecedentes

A día de hoy, nos encontramos en una era marcada por una explosión de datos generados desde múltiples fuentes, como Internet, redes sociales o dispositivos vestibles (*wereables*), lo que define el fenómeno del Big Data [27], caracterizado por sus múltiples Vs. Este contexto impulsa a organizaciones de todos los tamaños a buscar conocimiento a partir de datos complejos, lo que ha dado lugar a la evolución desde la Minería de Datos [9] hacia la Ciencia de Datos [5], disciplina que engloba técnicas de procesamiento, análisis y visualización de datos masivos.

Dentro de la Ciencia de Datos, la Inteligencia Computacional [20] y el Deep Learning (DL) [14] destacan por su eficiencia para extraer conocimiento en entornos complejos. Las Redes Neuronales Recurrentes (RNN) [28] fueron los primeros modelos profundos en procesar secuencias paso a paso a través de un estado oculto. Sin embargo, su naturaleza secuencial impide la paralelización, sufre de desvanecimiento o explosión del gradiente y presenta limitaciones de memoria ante grandes volúmenes de observaciones. Para mitigar estas deficiencias, surgieron modificaciones como LSTM [16], que añade memoria a corto y largo plazo,

GRU [6], con mecanismos optimizados de actualización, y las Redes Temporales Convolucionales (TCN) [1], que aumentan la complejidad mediante operadores de convolución.

Posteriormente, la emergencia de los Transformers [31] revolucionó diversas áreas científicas y técnicas [23], impulsando la creación de propuestas híbridas [29,22] eficientes en tareas complejas como la predicción de series temporales [18]. En este ámbito, los enfoques basados en DL están sustituyendo a los modelos estadísticos clásicos [24,21], aprovechando además el Transfer Learning y el uso de modelos preentrenados [34,33]. En la actualidad, los Transformers constituyen la arquitectura base de los Modelos Fundacionales [3], los cuales adquieren un amplio conocimiento tras un entrenamiento exhaustivo con datos diversos y se adaptan fácilmente a tareas específicas, destacando en el área de series temporales modelos recientes como TimeGPT [10] y TimesFM [7].

La creciente complejidad de los modelos profundos ha derivado en una falta de interpretabilidad, lo que motiva el desarrollo de la Inteligencia Artificial Explicable (XAI) [15], con un interés particular en Europa gracias al Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) [2] y a la novedosa Ley de la IA (*AI Act*), que clasifica estos sistemas en función de sus riesgos [8]. Esta ley europea se ha visto instanciada a nivel nacional con la aprobación por parte del Consejo de Ministros del Proyecto de Ley Orgánica para el buen uso y la gobernanza de la inteligencia artificial [25]. Simultáneamente, el elevado consumo energético de estos sistemas plantea retos medioambientales, impulsando el concepto de Inteligencia Artificial Verde (*Green AI*) [30,26], que busca modelos más eficientes y sostenibles. Para abordar la necesidad de reducir el coste computacional, se ha extendido el uso del Aprendizaje por Transferencia (*Transfer Learning*, TL) [32], que permite reutilizar conocimiento de modelos preentrenados, también útil en dominios como la predicción de series temporales.

2. Hipótesis y objetivos

Este proyecto de tesis se centra en el diseño de arquitecturas de DL para la Predicción de Series Temporales, con un énfasis particular en la sostenibilidad y explicabilidad de los modelos. Frente al desafío de procesar grandes volúmenes de datos, se propone el uso del TL y arquitecturas híbridas que permitan, en primera instancia, aprovechar recursos ya existentes para abordar nuestras tareas y, en segunda instancia, reducir el coste computacional y la opacidad de estos modelos profundos al combinarlos con métodos interpretables como las reglas de asociación. Adicionalmente, se investigarán métodos de XAI para asegurar que los modelos no solo sean precisos, sino también comprensibles, facilitando la interpretación de sus resultados.

La investigación se fundamenta en la necesidad de arquitecturas de DL híbridas, explicables e incluso sostenibles para la tarea de predicción de series temporales, un campo de creciente importancia en dominios como la medicina, la meteorología, la logística, el consumo energético y otros.

La hipótesis de partida de este proyecto supone que es posible desarrollar arquitecturas híbridas de DL que combinen modelos clásicos de Aprendizaje Automático y profundos para mejorar la precisión en la predicción de series temporales, mientras se optimizan el consumo de recursos y se aumenta la interpretabilidad de las decisiones tomadas por los modelos. Se busca que estas nuevas arquitecturas no solo sean más precisas y eficientes, sino que también ofrezcan explicaciones comprensibles de los resultados generados, lo cual es crucial para su adopción en aplicaciones sensibles donde la confianza en los modelos es fundamental.

Dicho lo anterior, el objetivo general del proyecto de tesis se centra, por lo tanto, en el diseño y desarrollo de estos nuevos paradigmas de arquitecturas híbridas en el ámbito de las series temporales. En concreto, este objetivo se divide en los siguientes objetivos específicos:

- **O1**: Revisión del estado del arte de las arquitecturas más recientes y empleadas en DL para predicción de series temporales, haciendo un especial hincapié en el análisis de arquitecturas que combinan ideas y conceptos complejos.
- **O2**: Diseño de propuestas híbridas con otros tipos de modelos de Aprendizaje Automático para problemas de predicción de series temporales con datos complejos, que provengan de diferentes fuentes, y donde el conocimiento obtenido por los diferentes modelos sea combinado para obtener predicciones precisas.
- **O3**: Diseño de métodos preentrenados de DL para la predicción de series temporales que puedan ser adaptados a diferentes problemas (TL) utilizando menos datos y recursos para ser entrenados (*Green AI*).
- **O4**: Diseño de técnicas que permitan mejorar en cierto modo la explicabilidad de los modelos diseñados en los objetivos anteriores en el campo de la predicción de series temporales.

2.1. Originalidad y novedad de la tesis

La aportación original de este proyecto de tesis doctoral se centra en avanzar el estado del arte en la predicción de series temporales mediante el diseño de arquitecturas de DL que no solo mejoran la precisión y eficiencia computacional, sino que puedan llegar a incorporar mecanismos de explicabilidad. Esta combinación de rendimiento, sostenibilidad (en términos de consumo de recursos) y transparencia representa un enfoque novedoso en el campo. En particular, el proyecto explora nuevas formas de integración entre modelos de DL y técnicas de Aprendizaje Automático clásicas, así como el uso de modelos pre-entrenados, como los Modelos Fundacionales [3], adaptables a múltiples dominios con un coste computacional menor al comparar con un flujo de trabajo usual, aprovechando sus propiedades intrínsecas relacionadas con el Aprendizaje por Transferencia. Todo ello posiciona esta investigación en la frontera del conocimiento actual, donde la explicabilidad y la eficiencia energética son requisitos emergentes en el desarrollo de sistemas inteligentes y responde directamente a los objetivos planteados en este proyecto.

3. Metodología y Plan de Trabajo

A continuación se presenta la metodología y el plan de trabajo a seguir en el desarrollo del proyecto de tesis, diseñada para cumplir los objetivos anteriores.

3.1. Metodología

Antes de presentar el plan de trabajo, es necesario definir qué pasos se van a seguir en cada tarea del proyecto de tesis y cómo se va a abordar, en términos generales, su resolución. Principalmente se emplea el método científico habitual para abarcar el desarrollo de las diferentes propuestas explicadas en el plan de trabajo:

1. Formulación de hipótesis, propuesta de nuevos algoritmos y mejora de los existentes.
2. Recogida de observaciones o búsqueda de conjuntos de datos para validación.
3. Contraste de hipótesis con observaciones, evaluando la calidad de los algoritmos.
4. Reformulación de hipótesis si es necesario, ajustando algoritmos según resultados y experiencia.

La metodología para el análisis de fuentes documentales se basará en una revisión exhaustiva de la literatura científica y técnica sobre métodos para la Predicción de Series Temporales, utilizando bases de datos como IEEE Xplore, Scopus, Web of Science, Google Scholar y Semantic Scholar. Además se cuenta con la supervisión de los directores del proyecto de tesis, asociados al grupo de investigación "Sistemas Inteligentes y Minería de Datos (TIC-207)"de la Universidad de Jaén.

3.2. Plan de trabajo

El plan de trabajo se estructura en diferentes tareas principales, distribuidas a lo largo de las anualidades del doctorado. Algunas tareas son transversales y se desarrollan durante todo el proyecto, como el control y seguimiento (T01), la redacción de la memoria (T02), la difusión de resultados (T03) y la asistencia a cursos de formación (T04). En la figura 1 se muestra un diagrama de Gannt que recoge una temporización aproximada del proyecto de tesis indicando las anualidades, trimestres e hitos. A continuación se especifican las tareas a completar en función del año:

Año 1 Durante el primer año, el proyecto se centra en una revisión exhaustiva del estado del arte en DL para series temporales y la implementación de algoritmos. Se exploran paradigmas de aprendizaje avanzados y se comienza el diseño de arquitecturas pre-entrenadas. Las tareas relevantes son:

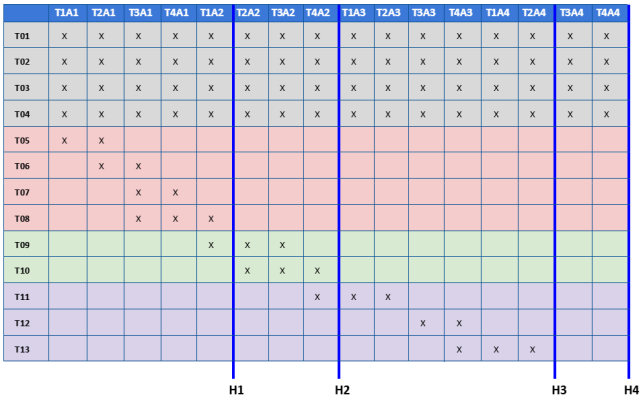


Figura 1. Diagrama de Gaant del proyecto de tesis doctoral. `T` indica trimestre, `A` indica anualidad y `H` hito.

- **T05: Revisión bibliográfica del estado del arte**: Revisión de todas las propuestas hasta la fecha de los métodos más relevantes usados para la predicción de series temporales basados en Aprendizaje Automático y Profundo. Detección de problemas abiertos y retos a abordar dentro del problema de Predicción de Series Temporales.
- **T06: Implementación de algoritmos de DL para Predicción de Series Temporales**: Implementación y validación de algoritmos de DL para la Predicción de Series Temporales usando librerías y marcos de desarrollo actuales y usados en la industria. Los algoritmos ya implementados se pueden encontrar en GitHub[1].
- **T07: Exploración de paradigmas de aprendizaje avanzados**: Exploración del paradigma de Aprendizaje por Transferencia: Aprendizaje en contexto, Aprendizaje de Pocos Ejemplos y Aprendizaje de Cero Ejemplos. Adaptación de modelos pre-entrenados para la tarea de Predicción de Series Temporales. Revisión de Técnicas de Ajuste Eficiente en Parámetros (PEFT).
- **T08: Propuesta de arquitectura basada en modelo pre-entrenado**: Adaptación y aplicación de una técnica PEFT a un modelo obtenido para especializar su conocimiento en el ámbito de la Predicción de Serie Temporales. Evaluación y comparación de métodos convencionales, sin ajustar (Aprendizaje por Transferencia) y ajustados con diferentes métricas de rendimiento (error cometido en las predicciones y tiempos de entrenamiento). Esta tarea está completada, tras la publicación del artículo [13] y su extensión [11].

Año 2 El segundo año se centra en la comparación de diferentes modelos preentrenados y la aplicación de técnicas avanzadas para su adaptación en la pre-

[1] https://github.com/mgermanm0/tsf-dl-exps

dicción de series temporales. También se inicia el diseño de una arquitectura híbrida, sostenible y explicable.

- **T09: Comparación entre diferentes modelos pre-entrenados**: Comparación entre los diferentes modelos pre-entrenados actuales obtenidos en la T05, sin aplicar técnicas PEFT, aplicando su conocimiento nato a dominios desconocidos.
- **T10: Adaptación y aplicación de técnicas avanzadas de PEFT**: Aplicación de varias técnicas PEFT a modelos pre-entrenados para su especialización en la tarea de Predicción de Series Temporales. Profundización en la configuración de estos modelos, pudiendo proponer técnicas específicas de especialización afines al objetivo de la tarea dicha.
- **T11: Propuesta de arquitectura híbrida, sostenible y explicable**: Propuesta de una arquitectura de DL combinada con métodos de Aprendizaje Automático que requiera menos energía que una arquitectura profunda convencional. Además, se prevé que sea intrínsecamente explicable gracias a la incorporación de métodos no supervisados explicables por su naturaleza, como las reglas de asociación.

Años 3 y 4 Durante los últimos dos años, la atención se dirige a la exploración de métodos de explicabilidad existentes y la propuesta de una técnica novedosa en este ámbito.

- **T12: Exploración de métodos de explicabilidad existentes**: Revisión de métodos de explicabilidad existentes para algoritmos de DL, haciendo especial hincapié en aquellos que sean útiles para la tarea de Predicción de Series Temporales. Identificación de retos y problemas abiertos.
- **T13: Propuesta de técnica de explicabilidad**: Propuesta de técnica de explicabilidad aplicada a la arquitectura basada en un modelo pre-entrenado de la tarea T06 en función de los métodos explorados, sus retos y problemas abiertos. Evaluación de la técnica y comparación con otras ya propuestas.

4. Resultados preliminares

Respecto al objetivo **O1**, se ha elaborado un estado del arte sobre los principales métodos de DL para la predicción de series temporales y sus características. En él se destacan los modelos basados en redes recurrentes [28,16,6], convolucionales [1] y sus enfoques híbridos. Asimismo, se señala cómo la llegada de los Transformers [31] y los modelos de difusión ha impulsado la emergencia de numerosas propuestas recientes, entre las que sobresalen los Modelos Fundacionales [3] especializados en el análisis de series temporales. La base de este estado del arte proviene de un estudio experimental realizado como Trabajo Fin de Máster en la Universidad de Jaén, relacionado con arquitecturas neuronales para la predicción de series temporales que fue reconocido como el Mejor Trabajo Final de Máster, sentando las bases para la presente investigación. También el doctorando es autor de una revisión relacionada con las diferentes aplicaciones actuales

de los modelos *Transformers* [31], donde se incluye una sección que abarca propuestas relacionadas con la tarea de predicción de series temporales [4]. Se ha avanzado también en el estudio del estado del arte respecto al uso de Modelos Fundacionales para el Análisis de Series Temporales, haciendo enfásis en el desarrollo de modelos específicos para tratar series temporales o la reutilización y adaptación de otros modelos cuya naturaleza puede no ser numérica.

En relación al objetivo **O2**, se ha conseguido implementar una primera versión del mecanismo interpretable que se pretende combinar con modelos profundos. Este es capaz de extraer las relaciones entre diferentes instantes de tiempo presentes en una serie temporal, haciendo uso de reglas de asociación, permitiendo así dotar de mayor explicabilidad al modelo profundo. Se puede ver un ejemplo de regla extraída del mecanismo en la Figura 2.

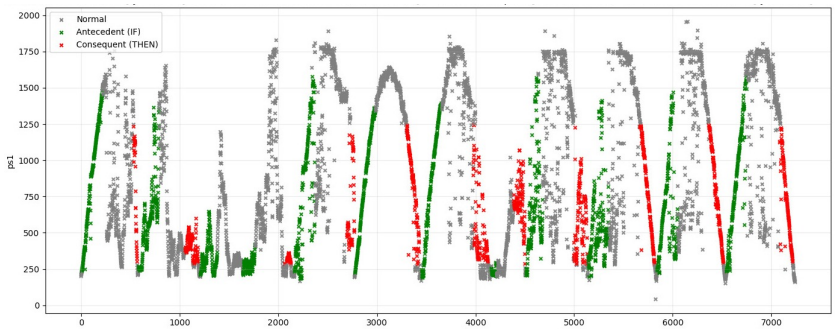


Figura 2. Visualización de una regla de asociación extraída de un conjunto de datos que describe la generación de energía de un sistema fotovoltaico. Se aprecia que el antecedente describe el aumento de generación de energía que ocurre en la mañana y el consecuente el decremento relacionado con la puesta de sol.

Actualmente, se ha cumplido el objetivo **O3** con la publicación de una metodología [13] en la revista *Information Fusion* (Q1 2024, IF: 14.8) en la cual se adapta un tipo especifico de Modelo Fundacional [3], un Gran Modelo del Lenguaje, a la tarea de predicción de series temporales. Este hito subraya el claro interés y la relevancia que esta particular línea de investigación posee. *Actualmente, este artículo ha conseguido 21 citas según Google Scholar y está situado entre el percentil 96.53 respecto a la relevancia en su área según Web Of Science.* La metodología propuesta, denominada LLIAM, representa una adaptación del modelo LLaMA mediante el uso de *Low-Rank Adaptations* (LoRA) [17] y un esquema de entrada textual especialmente diseñado para series temporales. El rendimiento del modelo ha sido evaluado utilizando métricas reconocidas como el *Root Mean Square Error* (RMSE) y el *Symmetric Mean Absolute Percentage Error* (SMAPE). La última métrica mencionada se usó para elaborar la figura 3, que se corresponde un diagrama de diferencias críticas en el cual se aprecia que no existen diferencias significativas entre otro modelo del estado del arte, TimeLLM [19], y LLIAM. Esta propuesta no solo supera a modelos tradicionales como RNNs [28] y TCNs [1], sino que también ofrece ventajas frente a enfoques del estado del arte al alcanzar un mejor rendimiento con una arquitectura más

simple. *En [11] se demostró que LLIAM es capaz de obtener mejores resultados respecto a otros tipos de redes con un tiempo de experimentación total menor.* Se comprobó también que LLIAM mejora significativamente los resultados obtenidos por el modelo LLaMA base en configuración *zero-shot*, demostrando cómo un ajuste fino eficiente mediante LoRA potencia las capacidades de generalización del modelo sin necesidad de modificaciones profundas. Esta capacidad de adaptarse a nuevos dominios sin entrenamiento extensivo no solo consolida el valor práctico de LLIAM en contextos reales, sino que también refuerza su alineación con los principios de la IA Verde, al reducir los costes computacionales y de entrenamiento asociados.

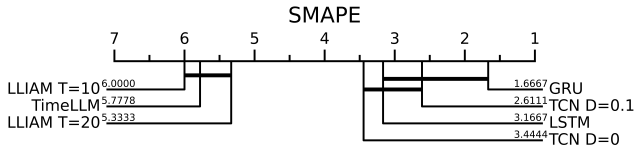


Figura 3. Diagrama de diferencias críticas con análisis post-hoc de Wilcoxon utilizando la métrica SMAPE a $\alpha = 0,05$. Los modelos conectados por una línea horizontal indican que no hay diferencias estadísticamente significativas diferencia detectada por la prueba de Wilcoxon entre ellos. Junto a cada modelo se indica también un rango.

En relación al objetivo **O4**, se ha obtenido el primer puesto en la competición de proyectos grupales de la segunda edición de la Escuela de Verano ADIA Lab, celebrada en Granada, centrada precisamente en XAI. En dicha competición, se propuso una metodología *post-hoc* para la detección de anomalías en series temporales con aplicaciones en el dominio de la medicina, específicamente en electrocardiogramas. Esta metodología destacó por su capacidad de generar explicaciones tanto para expertos (médicos) como para pacientes, demostrando la capacidad del doctorando para generar soluciones de alto valor de cara a seguir avanzando en la línea de investigación actual. Esta metodología puede ser adaptada a otros dominios y problemas. También se ha desarrollado una propuesta basada en meta-aprendizaje que permite abordar el desarrollo de modelos de series temporales teniendo en cuenta la explicabilidad. Su objetivo es recomendar qué modelo de DL usar para predecir una serie arbitraria. Se ha adaptado el flujo de trabajo de la Generación Aumentada por Recuperación para recuperar "experienciasrecopiladas de estudios experimentales anteriores en función de su similitud con la serie que se desea modelar haciéndo uso codificaciones y mecanismos de recuperación interpretables.

5. Relevancia

Este proyecto fundamenta su relevancia en tres pilares interconectados: la investigación, la transferencia de conocimiento y la difusión. El pilar de la in-

vestigación se centra en la generación de conocimiento novedoso a lo largo del desarrollo de la tesis doctoral. Para que dicho avance científico sea útil para la sociedad, la transferencia de conocimiento actúa como el vínculo esencial que adapta los descubrimientos a casos de uso específicos que resuelven problemas actuales. Finalmente, la difusión garantiza una diseminación amplia y accesible de todo el conocimiento generado, orientándose tanto a un público experto como al resto de la sociedad.

5.1. Investigación

La investigación propuesta posee una relevancia que se manifiesta en dos vertientes fundamentales: su impacto en el avance del conocimiento científico y su potencial para generar beneficios tangibles en la sociedad.

En el ámbito científico, este proyecto de tesis se plantea como una respuesta a los desafíos inherentes a la creciente complejidad de los datos de series temporales y a las limitaciones intrínsecas de los actuales modelos de DL respecto a su explicabilidad y sostnibilidad. La problemática de la interpretabilidad y la eficiencia energética y computacional de estos modelos, a menudo percibidos como “cajas negras", constituye un obstáculo significativo para su adopción generalizada, especialmente en dominios donde la transparencia y la determinación de la responsabilidad son críticas. Al abordar la necesidad de explorar el funcionamiento interno de estos sistemas, la investigación contribuye de manera sustancial al campo emergente de la XAI, un área crucial para la construcción de sistemas de IA más comprensibles y, consecuentemente, más confiables para los usuarios expertos o particulares.

Asimismo, la investigación se alinea con la vertiente de la IA Verde. Ante la considerable huella de carbono asociada a ciertos modelos de DL de gran escala, este proyecto propone soluciones que no solo minimizan el impacto ambiental, sino que también promueven un uso más eficiente de la infraestructura computacional aprovechando recursos ya existentes. La exploración de la hibridación de arquitecturas de DL y la aplicación del TL en el contexto de series temporales representan vías prometedoras para lograr avances significativos en esta dirección. Además, el grupo de investigación TIC-207 SIMIDAT de la Universidad de Jaén mantiene colaboraciones con instituciones, como la *De MontFort University* (Reino Unido), donde se prevé realizar una estancia de investigación. Esta actividad permitirá formar al doctorando como investigador, fomentando el intercambio de conocimiento en línea con los objetivos del proyecto de tesis. Asimismo, permitirán la obtención de la mención internacional en el título de doctorado.

5.2. Transferencia de conocimiento

Desde una perspectiva de aplicación y transferencia a la sociedad, la relevancia de esta investigación es considerable. Las series temporales son desempeñan un papel crucial en una gran cantidad de dominios, tal y como se ha enunciado previamente. Las mejoras en la precisión y la robustez de las predicciones en

estos campos se traducen directamente en una toma de decisiones más informada. La explicabilidad de los modelos es de vital importancia para fomentar la confianza y facilitar la adopción de la IA en aplicaciones sensibles, como el diagnóstico médico, la evaluación de riesgos financieros o la gestión de infraestructuras críticas. Además, la demanda de explicabilidad responde también al surgimiento de nuevas regulaciones, como el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) o la Ley de la IA en Europa [8]. El desarrollo de modelos más sostenibles, en línea con los principios de la IA Verde, no solo conlleva una reducción del impacto ambiental de este tipo de tecnologías. Al requerir menos recursos computacionales, estos modelos pueden ser implementados por organizaciones con infraestructuras limitadas.

Actualmente, el doctorando colabora en un proyecto de investigación en el que se aplica, de manera interdisciplinar, los conocimientos obtenidos mediante la realización del proyecto de tesis. En el proyecto MOBILETE[2] (*Modelling the performance of bifacial PV systems integrated in Smart-trees using Deep Learning Techniques*) se aplican técnicas de aprendizaje automático y profundo para el modelado del comportamiento de módulos fotovoltaicos bifaciales. También se tiene previsto colaborar con la empresa Acesur mediante la firma de un contrato OTRI, en el cual el doctorando formará parte de su equipo, para aplicar modelos de predicción de series temporales al mercado del aceite de oliva. La estancia en la *De MontFort University* también permitirá la transferencia de conocimiento entre los dos grupos de investigación implicados.

5.3. Difusión

La difusión de los resultados de esta investigación se estructura en tres vías principales: la publicación de código abierto, la redacción de artículos científicos en revistas y congresos de alto impacto, y la participación en eventos de divulgación social. En el ámbito académico, los avances principales se han publicado en revistas de alto impacto. Por un lado destaca el artículo en *Information Fusion*, donde se presentó la metodología LLIAM para adaptar un Gran Modelo del Lenguaje a la predicción de series temporales mediante LoRA [13]. Este estudio experimental permite completar uno de los objetivos de la tesis. Por otro lado, en la revista *Logic Journal of the IGPL* se publicó una revisión sobre las aplicaciones de los modelos *Transformers* que incluye esta misma tarea de predicción [4]. Esta labor se complementa con la presentación de resultados en congresos relevantes. En esta línea, la participación en la XI edición del simposio TAMIDA en A Coruña [12] permitió exponer una primera aplicación de las predicción de series temporales aplicada a la generación energética de dos sistemas fotovoltaicos bifaciales. Asimismo, la asistencia al congreso IDEAL en Jaén [11] sirvió para presentar una extensión del estudio experimental realizado en [13] que demuestra que LLIAM logra mejores resultados con un menor tiempo de experimentación. Finalmente, la transferencia de conocimiento se consolida mediante la colaboración en el desarrollo y validación de la plataforma *Nets4Learning*[3]. Asimismo, la

[2] https://simidat.ujaen.es/mobilete
[3] https://simidat.ujaen.es/n4l

transferencia hacia la sociedad se ha materializado a través de actividades como la Escuela de la Ciencia, La Noche Europea de los Investigadores y la competición de Promptathon en las jornadas de Inteligencia Artificial Responsable en el Ámbito Militar. Finalmente, este proyecto se alinea con la Estrategia Andaluza de Inteligencia Artificial, contribuyendo a sus objetivos de mejorar la competitividad empresarial a través de la IA y de fomentar una IA responsable y ética. De manera más amplia, la investigación está relacionada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la ONU. Específicamente, el desarrollo de técnicas de IA que reducen el consumo energético y la huella de carbono descrita en el ODS 13 (Acción por el Clima), mientras que la promoción de la explicabilidad y la transparencia en los sistemas de IA refuerza los principios del ODS 16 (Paz, Justicia e Instituciones Sólidas), al fomentar sistemas más justos, confiables y responsables.

Referencias

1. Bai, S., Kolter, J.Z., et al.: An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling. CoRR **abs/1803.01271** (2018)
2. Barredo Arrieta, A., Diaz-Rodriguez, et al.: Explainable artificial intelligence (xai): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible ai. Information Fusion **58**, 82–115 (2020)
3. Bommasani, R., Hudson, D.A., et al.: On the opportunities and risks of foundation models. arXiv preprint arXiv:2108.07258 (2021)
4. Cabrera-Bermejo, M., Germán, M., de la Rosa, et al.: A didactic overview of transformer applications: model variations and user guidelines. Logic Journal of the IGPL **34**(1), jzaf040 (02 2026). https://doi.org/10.1093/jigpal/jzaf040
5. Cady, F.: The Data Science Handbook. Wiley, 1st edn. (2017)
6. Chung, J., Gülçehre, Ç., Cho, K., et al.: Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. CoRR **abs/1412.3555** (2014)
7. Das, A., Kong, W., et al.: A decoder-only foundation model for time-series forecasting (2024)
8. European Parliament and Council of the European Union: Regulation (eu) 2024/1689 of the european parliament and of the council of 13 march 2024 on harmonised rules on artificial intelligence (artificial intelligence act) and amending certain union legislative acts (2024), official Journal of the European Union
9. Fayyad, U.M., Piatetsky-Shapiro, G., et al.: From data mining to knowledge discovery: an overview. In: Advances in knowledge discovery and data mining, pp. 1–34. AAAI/MIT Press (1996)
10. Garza, A., Challu, C., et al.: Timegpt-1 (2024)
11. Germán-Morales, M., Rivera, A.J., del Jesus, M.J., Carmona, C.J.: Reducing experimentation training overhead in time series forecasting through llm adaptation. In: IDEAL 2025. pp. 307–318. Springer Nature Switzerland (2026)
12. Germán, M., Rivera, A., Charte, F., de la Casa, J., Aguilera, J., del Jesús, M.: Modelado de módulos fotovoltaicos bifaciales mediante técnicas de aprendizaje automático. In: XI Symposium of Theory and Applications of Data Mining (TAMIDA). A Coruña, Spain (June 19–21 2024)

13. Germán-Morales, M., Rivera-Rivas, A., del Jesus Díaz, M., Carmona, C.: Transfer learning with foundational models for time series forecasting using low-rank adaptations. Information Fusion **123**, 103247 (2025). https://doi.org/10.1016/j.inffus.2025.103247
14. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A.: Deep Learning. MIT Press (2016)
15. Gunning, D.: Explainable artificial intelligence (xai). Tech. rep., Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) (2017)
16. Hochreiter, S., Schmidhuber, J.: Long short-term memory. Neural computation **9**(8), 1735–1780 (1997)
17. Hu, E.J., Shen, Y., et al.: Lora: Low-rank adaptation of large language models (2021)
18. Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G.: Forecasting: principles and practice. OTexts, 2nd edn. (2018)
19. Jin, M., Wang, S., et al.: Time-llm: Time series forecasting by reprogramming large language models (2024)
20. Kacprzyk, J., Pedrycz, W.: Springer Handbook of Computational Intelligence. Springer (2015)
21. Lara-Benítez, P., Carranza-García, M., Riquelme, J.C.: An experimental review on deep learning architectures for time series forecasting. International Journal of Neural Systems **31**(03), 2130001 (2021)
22. Lim, B., Zohren, S.: Time-series forecasting with deep learning: a survey. Philosophical Transactions of the Royal Society A (2021)
23. Lin, T., Wang, Y., et al.: A survey of transformers. Machine Learning (2021)
24. Martínez, F., Frías, M.P., et al.: A methodology for applying k-nearest neighbor to time series forecasting. Artificial Intelligence Review **52**(3), 2019–2037 (2019)
25. Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública: El Gobierno aprueba el proyecto de ley que garantizará una supervisión humana y un uso confiable de la IA. Gobierno de España (May 2026), https://goo.su/Pa3KW8a, accedido: 6 de junio de 2026
26. Parliament, E., for Internal Policies of the Union, D.G., et al.: The role of artificial intelligence in the european green deal (2021)
27. Rao, T.R., MitraRavindara, P., et al.: The big data system, components, tools, and technologies: a survey. Knowledge and Information Systems **60**(3), 1165–1245 (2019)
28. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., et al.: Learning internal representations by error propagation (1986), https://api.semanticscholar.org/CorpusID:62245742
29. Smyl, S.: A hybrid method of exponential smoothing and recurrent neural networks for time series forecasting. International Journal of Forecasting **36**, 75–85 (2020)
30. Strubell, E., Ganesh, A., et al.: Energy and policy considerations for deep learning in nlp (2019), http://arxiv.org/abs/1906.02243v1
31. Vaswani, A., Shazeer, N., et al.: Attention is all you need. In: Advances in Neural Information Processing Systems (2017)
32. Weiss, K., Khoshgoftaar, T.M., et al.: A survey of transfer learning. Journal of Big Data **3**(9) (2016)
33. Wen, Q., Zhou, T., et al.: Transformers in time series: A survey. arXiv preprint (2022)
34. Yu, F., Xiu, X., et al.: A survey on deep transfer learning and beyond. Mathematics **10**, 3619 (2022)