

Análisis de relevancia de datos espaciotemporales en pronósticos eólicos a corto plazo en redes LSTM

Spatiotemporal data relevance analysis in short-term wind forecasting in LSTM networks

Doctorando/a:

Sebastián PRALONG

<https://orcid.org/0009-0007-5797-5246>

Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Santa Fe, Santa Fe, Argentina.

Instituto de Desarrollo y Diseño, Universidad Tecnológica Nacional, CONICET, FRSF, Santa Fe, Argentina.

spralong@santafe-conicet.gov.ar

Director/a:

Ernesto MARTINEZ

Codirector/a:

Gonzalo ALVAREZ

Resumen

La expansión de la capacidad eólica mundial ha hecho que las previsiones eólicas precisas a corto plazo sean fundamentales para la integración al sistema eléctrico, la dinámica eólica presenta complejas características espaciotemporales determinadas por procesos atmosféricos no lineales e interacciones regionales entre masas de aire. Este trabajo presenta un estudio comparativo de modelos de pronóstico eólico para una ubicación basados en redes neuronales LSTM, con un horizonte de predicción de tres horas. Se investigó la influencia de diferentes estrategias de selección de entradas de datos espaciotemporales: un modelo con datos completos, una estrategia con datos representativos mediante clustering y un modelo que usa información local. Los resultados demuestran que los modelos LSTM superan consistentemente a un modelo de persistencia. El modelo completo obtuvo el mejor rendimiento mientras que la estrategia de cluster mostró un rendimiento competitivo validando la reducción de dimensionalidad con selección inteligente de inputs. Además, los modelos LSTM que incorporan datos espaciotemporales demostraron mayor robustez en segmentos temporales críticos de cambios abruptos y su análisis de residuos de error reveló una mejor captura de dependencias temporales. Estos hallazgos son cruciales para optimizar la configuración de entrenamiento en redes de predicción de viento.

Palabras clave: redes neuronales; pronóstico eólico; espaciotemporalidad

Abstract

The expansion of global wind capacity has made accurate short-term wind forecasting essential for power grid integration. Wind dynamics exhibit complex spatiotemporal characteristics determined by non-linear atmospheric processes and regional air mass interactions. This paper presents a comparative study of single-location wind forecasting models based on LSTM neural networks, using a three-hour prediction horizon. The influence of different spatiotemporal input selection strategies was investigated: a full-dataset model, a representative strategy using clustering, and a model relying strictly on local information. The results demonstrate that LSTM models consistently outperform a persistence baseline. The full-dataset model achieved the best overall performance, while the clustering strategy showed competitive results, validating dimensionality reduction through intelligent input selection. Furthermore, spatiotemporal-aware LSTM models

exhibited greater robustness during critical time segments marked by abrupt changes, and their residual analysis revealed superior capture of temporal dependencies. These findings are crucial for optimizing training configurations in wind forecasting networks.

Keywords: neural networks; wind forecasting; spatio-temporality

Introducción

La adopción de fuentes de energía renovable como la eólica, fotovoltaica, hidroeléctrica y geotérmica ofrece beneficios económicos y ambientales, como la diversificación de la matriz energética, la reducción de la dependencia de los combustibles fósiles y la mejora de la seguridad energética (Ríos-Ocampo et al., 2021). Argentina necesita diversificar su matriz energética y un factor esencial para este objetivo es el recurso eólico (Tang et al., 2021). El país se encuentra ubicado entre los de mayor potencial para la generación de energía eólica, especialmente en la zona de la Patagonia. Los factores de capacidad en muchos emplazamientos superan la media mundial, lo que convierte al país en un territorio importante para poner a prueba modelos de predicción eólica a corto plazo (Labriola, 2020).

La energía eólica se ha convertido en uno de los componentes de más rápido crecimiento del suministro eléctrico mundial, y se prevé que su capacidad instalada supere el teravatio en los próximos años (Lafuente-Cacho et al., 2025). La incorporación de grandes volúmenes de generación variable a los sistemas eléctricos no es sencilla, la variabilidad y la intermitencia en la generación eólica introducen una incertidumbre significativa en el funcionamiento de la red (Huang y Qin, 2026). La velocidad del viento en una ubicación determinada no puede predecirse con precisión a partir únicamente de series temporales de mediciones locales, se trata de procesos complejos que abarcan varios órdenes de magnitud y se desarrollan en extensiones espaciales que van mucho más allá del punto de medición puntual (Gan et al., 2025). Los métodos basados en datos han cobrado cada vez más importancia en los pronósticos eólicos, ya que evitan la necesidad de una parametrización física explícita de las interacciones (Paula et al., 2023). En concreto, las redes Long Short-Term Memory (LSTM) gestionan bien el manejo y retención de las secuencias meteorológicas (Zhang et al., 2026). Sin embargo muchos estudios se han centrado en el desarrollo de modelos complejos, prestando menos atención al análisis del contexto espaciotemporal (ET) relevante para la predicción a corto plazo (Hsu et al., 2025).

Este trabajo se enfoca en el desarrollo y la evaluación de modelos con redes neuronales LSTM para el pronóstico de las componentes de la velocidad del viento con un horizonte de 3 horas. Se definen y entrenan modelos utilizando el conjunto completo de datos, conjunto parcial de datos basado en clustering, que agrupa entradas con comportamiento temporal similar, y un modelo basado en información local. Adicionalmente, se establece un modelo de persistencia como referencia de base. La evaluación del desempeño se realiza mediante métricas estándar de pronóstico meteorológico como raíz del error cuadrático medio (RMSE), error absoluto medio (MAE), error cuadrático medio (MSE) y error porcentual absoluto medio simétrico (sMAPE). Finalmente, se lleva a cabo un análisis detallado de errores y residuos. Esto incluye la visualización de predicciones y errores en segmentos críticos, el análisis de patrones de error por hora del día, y un estudio de las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) de los residuos para diagnosticar la estructura temporal no capturada por los modelos.

Desarrollo

En primer lugar se hace la selección del lugar donde se realizarán los pronósticos dentro de Argentina y se identifica su posición geográfica. Se selecciona el punto latitud -38.61° y longitud -62.76° ubicado al sur de la provincia de Buenos Aires donde la actividad eólica es significativa (Figura 1a). Para caracterizar el régimen eólico del punto y su entorno, se recopilaron datos de tres años sobre la velocidad (km/h) y la dirección del viento ($^\circ$), registrados cada hora a una altura de 100 m. El conjunto de datos procede del reanálisis meteorológico de alta resolución disponible a través de la plataforma Open-Meteo, una fuente de datos de acceso abierto. El área circundante se muestra con puntos uniformemente distribuidos en circunferencias de radio 20, 40, 60, 90, 120, 150, 180 y 210 km (Figura 1a).

Este trabajo se centra en el desarrollo y evaluación de modelos LSTM y el impacto de los datos espaciotemporales para la predicción de los componentes de la velocidad del viento (v_{100} y u_{100}) a 100 m de altura en un horizonte de 3 horas. Se

cargaron datos históricos de velocidad y dirección del viento de múltiples ubicaciones y años (2023, 2024, 2025) a partir de archivos CSV. La velocidad y dirección del viento fueron transformadas en sus componentes cartesianas, $u100$ y $v100$, para facilitar el análisis vectorial. Los datos se filtraron para incluir únicamente las ubicaciones dentro de radios de distancia predefinidos respecto a un punto central, en este trabajo la máxima distancia al punto central se fijó en 150 km de radio. El conjunto completo de datos fue normalizado, lo cual es una práctica estándar para modelos de redes neuronales y mejora la estabilidad del entrenamiento. Se transformaron las series temporales escaladas en pares de secuencias de entrada (ventanas deslizantes de 8 horas previas al pronóstico en cada punto) y secuencias objetivo (predicciones para 3 horas adelante de la ubicación central). Esto permite al modelo aprender patrones temporales. Los datos fueron divididos en conjuntos de entrenamiento (70%), validación (10%) y test (20%). Se definió una función para revertir el escalado de las predicciones del modelo, permitiendo interpretar los resultados en las unidades físicas originales (km/h). Se diseñó y entrenó el modelo LSTM que consiste en dos capas LSTM de 40 neuronas cada una, intercaladas con capas Dropout para regularización y una capa densa para la salida del valor de las componentes de viento en el horizonte de predicción. El modelo fue compilado con el optimizador Adam y la función de pérdida MSE. Se utilizó Early-Stopping para prevenir el sobreajuste.

Se implementaron y evaluaron tres estrategias principales de selección de inputs (Figura 1c) para la misma red LSTM descrita anteriormente y la predicción de los componentes $u100$ y $v100$ en el punto objetivo. Un Modelo Full (MF) que se entrenó utilizando el conjunto completo de datos con todos los inputs disponibles y sirve como referencia de un posible rendimiento máximo. Un Modelo Cluster (MC) donde para cada punto muestreado (excluyendo el objetivo), se extrajo y estandarizó su serie temporal completa para crear un embedding representativo de su comportamiento. Se aplicó el algoritmo K-Means a estos embeddings para agrupar ubicaciones con perfiles temporales similares en nueve clusters (Figura 1b). De cada cluster, se seleccionó su centroide para formar el conjunto de entrada al MC. Un Modelo Only Target (MOT) que se entrenó únicamente con los datos históricos de las componentes $u100$ y $v100$ de la ubicación de interés, sin información de ningún otro punto. Actúa como una línea base minimalista para evaluar la contribución del espaciotiempo adicional. Como referencia adicional de línea base, se implementó un Modelo de Persistencia (MP) que predice el valor futuro como idéntico al último valor conocido de la serie de entrada para el punto objetivo. Este modelo es útil para contextualizar el rendimiento de los modelos LSTM en escenarios sin cambios o cambios lentos.

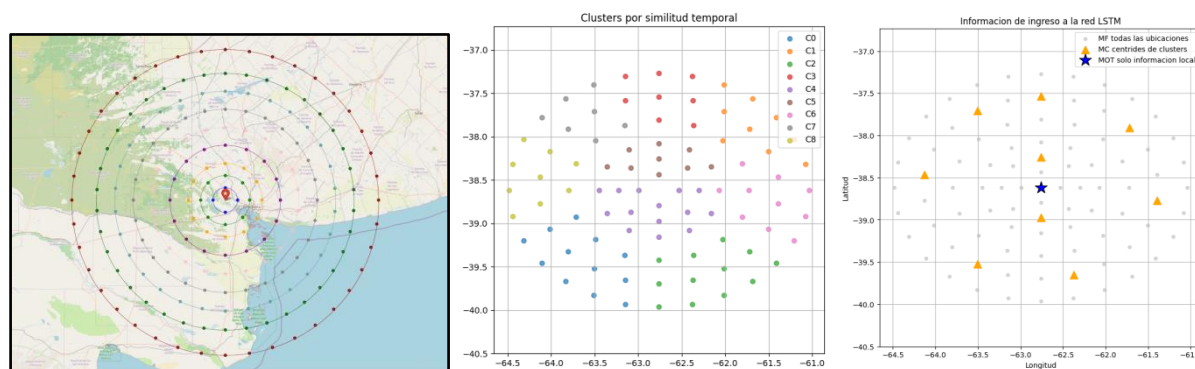


Figura 1: a) Punto central de pronóstico y puntos de información ET aledaña; b) Cluster resultantes del proceso K-Means; c) Punto de datos de entrada a los diferentes modelos LSTM.

Para cuantificar la precisión de los pronósticos de cada modelo, se calcularon las siguientes métricas en el conjunto de test, RMSE proporciona una medida de la magnitud de los errores penalizando más los errores grandes, MAE mide la magnitud promedio de los errores sin considerar su dirección, MSE similar al RMSE pero sin la raíz cuadrada, sMAPE una métrica de precisión relativa que es simétrica y útil para comparar modelos en diferentes escalas. Se realizó un análisis para comprender el comportamiento de los errores de los modelos. Se visualizaron histogramas de los errores absolutos para $v100$ y $u100$ en cada modelo para entender su distribución. Se identificaron y analizaron segmentos de la serie temporal donde los errores absolutos fueron máximos y donde la magnitud del cambio en los valores reales fue más abrupta. Esto permitió observar el rendimiento de cada modelo en situaciones desafiantes. Se calcularon las métricas RMSE, MAE, MSE y MAPE específicamente para estos segmentos de mayores errores y cambios abruptos. Se calculó el error absoluto combinado promedio por hora del día para identificar posibles patrones de rendimiento diferencial a lo largo del ciclo diario. Se calcularon los residuos (diferencia entre valores reales y predichos) y se analizaron sus series temporales. Además, se generaron gráficos de la ACF y la PACF de los residuos para diagnosticar cualquier estructura temporal no capturada por los modelos.

Resultados

La evaluación del rendimiento de los modelos LSTM desarrollados y el MP reveló diferencias significativas en su capacidad para predecir los componentes $u/100$ y $v/100$ de la velocidad del viento en un horizonte de 3 horas. Las métricas globales calculadas sobre el conjunto de test completo muestran una jerarquía clara en el rendimiento de los modelos (Figura 2). El MF, que utiliza todos los input disponibles, logró el mejor rendimiento, seguido por el MC, que seleccionó sensores representativos mediante clustering. El MOT, que solo utiliza datos del sensor objetivo, mostró un rendimiento considerablemente inferior, lo que subraya el valor de la información contextual de ubicaciones vecinas. El MP consistentemente obtuvo el peor desempeño, lo cual es esperable al no aprender patrones temporales. Tomando como línea de base el modelo MOT, los modelos MC y MF que incorporan la estructura espaciotemporal logran reducciones drásticas del error, superando al modelo local en al menos un 15% en todas las métricas evaluadas (alcanzando disminuciones de hasta un 40.03% y 50.40% en el MSE). Asimismo, al ampliar la cobertura del contexto espacial, el modelo MF demuestra una superioridad consistente frente a MC, reduciendo todas sus métricas de error en al menos un 6.86%, con una mejora notable del 17.30% en el MSE.

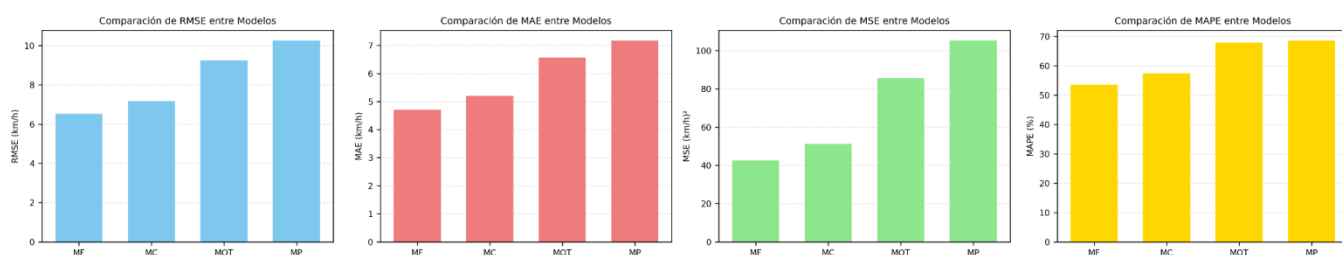


Figura 2: Métricas RMSE-MAE-MSE-sMAPE para los modelos.

Al visualizar las predicciones de los modelos frente a los valores reales en segmentos del conjunto de test, se observa que el modelo MF y MC tienden a seguir mejor la dinámica de los valores reales. El modelo MOT, aunque captura la tendencia general, presenta mayor desviación. Los histogramas de errores absolutos revelan que los modelos MF y MC concentran sus errores en valores más bajos, con una distribución más sesgada hacia cero mientras MOT y MP muestran distribuciones de error más amplias indicando una mayor frecuencia de errores grandes. El análisis de segmentos específicos del tiempo donde los modelos enfrentaron mayores desafíos reveló aspectos importantes, los 5 segmentos con los MAE mayores para $v/100$ y $u/100$ en el modelo MF muestra que este mantiene un RMSE y MAE notablemente más bajo que los otros modelos. En los 5 segmentos con los cambios más abruptos en los valores reales de viento, los modelos LSTM, aunque muestran un aumento en el error, demuestran una capacidad para adaptarse a estas variaciones rápidas, especialmente el modelo MF (Figura 3a). El MC reduce los RMSE y MAE en más de un 21% y un 39.45% en MSE frente a MOT. El MF logra el máximo desempeño en eventos de alta volatilidad, reduciendo el RMSE y el MAE en un 30% y disminuyendo el MSE en un 51.68% respecto al modelo local. La marcada reducción en ambos modelos confirma que la información ET es determinante para atenuar los errores picos durante variaciones repentinas. El análisis de los errores absolutos combinados de ambas componentes de viento por hora del día reveló patrones diurnos en el rendimiento de los modelos. En cualquier caso los MF y MC se comportan de mejor manera, disminuyendo el MAE promedio en todo el espectro del día (Figura 3b).

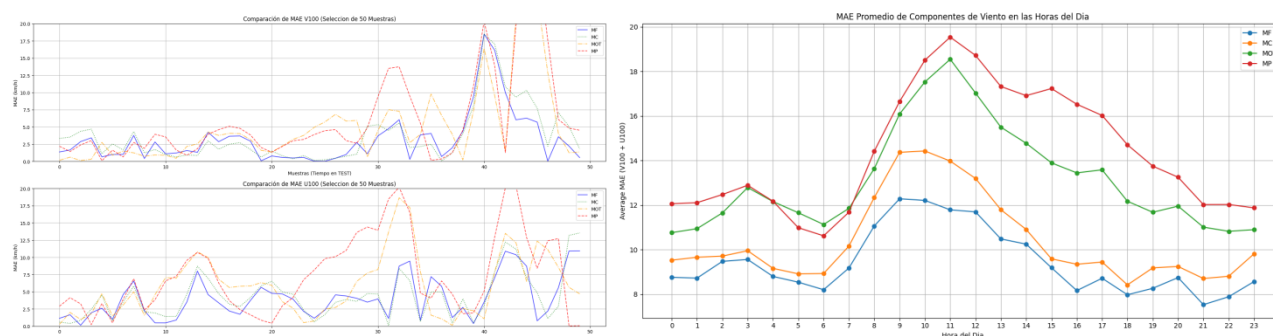


Figura 3: a) Errores absolutos en las componentes del viento en un segmento de la serie de test pronosticada para todos los modelos; b) Comportamiento del MAE promedio en los modelos durante las 24 horas del día.

El análisis de los residuos, diferencia entre valores reales y predichos, es fundamental para determinar si un modelo ha capturado adecuadamente toda la información relevante de la serie temporal. Idealmente, los residuos deben ser ruido blanco (no autocorrelacionados). Las series de residuos para el MP muestran una clara autocorrelación, lo que es lógico ya que el modelo extiende datos pasados como pronóstico. En los modelos MF, MC y MOT las series de residuos son visualmente más cercanas al ruido blanco. Los gráficos ACF y PACF de los residuos para cada componente ($v100$ y $u100$) son cruciales como ejemplifica la Figura 4 para MF. Para un modelo bien ajustado, los picos en ACF y PACF deberían caer dentro de los intervalos de confianza (bandas azules). Los MF y MC han demostrado una excelente capacidad para capturar las dinámicas temporales y espaciales del viento, superando significativamente a los enfoques más simples. La PACF confirma que estos modelos han absorbido la mayor parte de la memoria de la serie, y la autocorrelación residual restante en la ACF se interpreta como el límite de la predictibilidad o dinámicas de microescala. Sin embargo, la heterocedasticidad observada sugiere una interesante línea de investigación sobre la dependencia del error con el régimen atmosférico. Un punto clave en la interpretación es la presencia de picos significativos en los lags 1 h y 2 h del ACF y PACF para casi todos los modelos, esto se debe a que el horizonte de predicción es a 3 h, donde los errores de pasos consecutivos comparten información inherente.

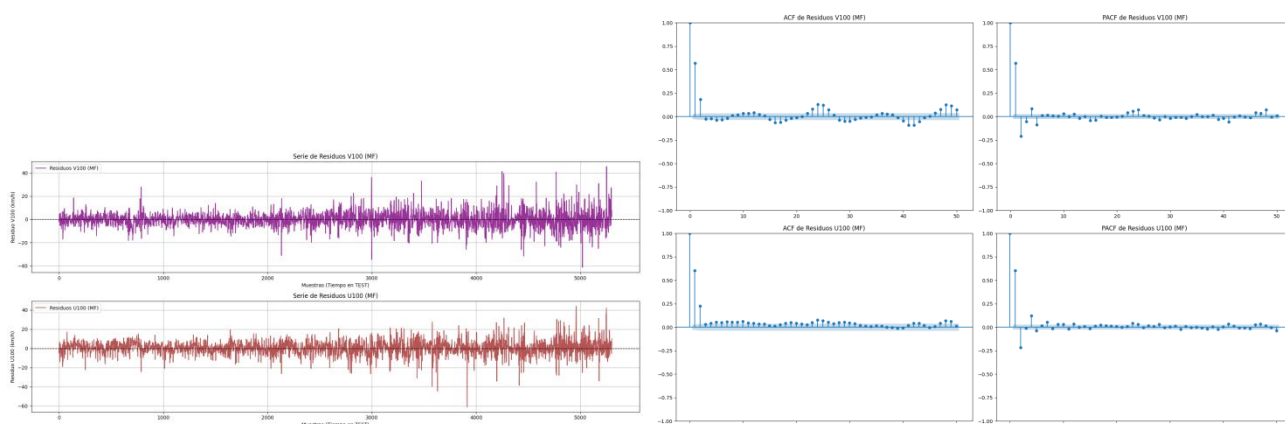


Figura 4: Ejemplo análisis MF. a) Residuos para las componentes de viento pronosticadas en MF b) ACF y PACF para las componentes de viento del MF.

Conclusiones

Este trabajo se centró en el desarrollo y la evaluación comparativa de modelos de pronóstico de series temporales basados en redes neuronales LSTM para las componentes de velocidad del viento con un horizonte de 3 horas. Se exploraron diferentes estrategias de selección para evaluar el impacto de los datos ET en los modelos y se estableció un MP como línea base. La evaluación de métricas RMSE, MAE, MSE, MAPE demostró consistentemente la superioridad de los modelos LSTM sobre el MP. El Modelo MF obtuvo el mejor rendimiento general, este resultado subraya el valor de la información contextual ET de ubicaciones vecinas al punto de pronóstico. La estrategia MC, que selecciona de manera inteligente un subconjunto de ubicaciones representativas mediante agrupamiento espacial, se posicionó como la segunda mejor alternativa. Esto valida la hipótesis de que la reducción de la dimensionalidad a través de una selección informada de ubicaciones puede mantener un rendimiento competitivo, acercándose al MF y superando significativamente al MOT. El análisis detallado reveló la capacidad de los modelos LSTM para manejar segmentos críticos de la serie temporal. En los segmentos con mayores errores y segmentos con cambios abruptos, los modelos LSTM, especialmente el MF y MC, mostraron una notable resiliencia en comparación con el MP.

La inspección de la distribución de errores absolutos confirmó que los modelos LSTM concentran sus errores en valores más bajos, indicando una mayor precisión general. El análisis del error absoluto combinado promedio por hora del día mostró una mejora del error de pronóstico del MF y MC en todo el rango horario. Finalmente, el análisis de residuos (ACF y PACF) mostró que los modelos LSTM que incluyen datos ET, reducen significativamente la autocorrelación en los residuos. Esto indica que los modelos MF y MC capturan una parte sustancial de las dependencias temporales de las series, acercándose al comportamiento de ruido blanco en sus errores, un indicio de un ajuste modelo más completo. No obstante, la persistencia de ciertos patrones sugiere oportunidades para futuras mejoras en la arquitectura del modelo o la inclusión de características adicionales.

Referencias

- Gan, J., Kang, R., Deng, X., Mao, C., Li, Z., Wei, P., ... He, T. (2025). Multistation wind speed forecasting based on dynamic spatiotemporal graph convolutional networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 18, 18789–18805. doi:10.1109/jstars.2025.3588260
- Hsu, Y.-C., Chen, N.-Y., Li, T.-Y., Lee, P.-H. H., & Chen, K.-C. (2025). Quantum kernel-based long short-term memory for climate time-series forecasting. 2025 International Conference on Quantum Communications, Networking, and Computing (QCNC), 421–426. IEEE.
- Huang, J., & Qin, R. (2026). Network integrating multiscale analysis and nonlinear representation for short-term wind power forecasting. *Renewable Energy*, 268(125849), 125849. doi:10.1016/j.renene.2026.125849
- Labriola, C. (2020). Wind energy in Argentina: Actuality and prospects. En *The Age of Wind Energy* (pp. 147–173). Cham: Springer International Publishing.
- Lafuente-Cacho, M., Izquierdo-Monge, O., Peña-Carro, P., Hernández-Jiménez, Á., Callejo, L. H., Losada, A. M. P., & Lamadrid, Á. L. Z. (2025). State of the art for solar and wind energy-forecasting methods for sustainable grid integration. *Current Sustainable/Renewable Energy Reports*, 12(1). doi:10.1007/s40518-025-00262-z
- Paula, M., Casaca, W., Colnago, M., da Silva, J. R., Oliveira, K., Dias, M. A., & Negri, R. (2023). Predicting energy generation in large wind farms: A data-driven study with open data and machine learning. *Inventions*, 8(5), 126. doi:10.3390/inventions8050126
- Ríos-Ocampo, J. P., Arango-Aramburo, S., & Larsen, E. R. (2021). Renewable energy penetration and energy security in electricity markets. *International Journal of Energy Research*, 45(12), 17767–17783. doi:10.1002/er.6897
- Tang, Q., Wu, J., Xiao, J., Zhou, F., & Wu, X. (2021). A case study of renewable energy resources assessment results in Argentina. 2021 IEEE 4th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). IEEE.
- Zhang, X., Bao, C., Gao, B., Zhang, L., Song, Y., Ma, Z., ... Wang, Y. (2026). The XGBoost wind speed prediction model based on VMD-LSTM error correction. *Renewable Energy*, 267(125708), 125708. doi:10.1016/j.renene.2026.125708