Ingeniería y Competitividad
Vol 28 (3) 2026 doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Vol 28 (3)

ISSN
0123-3033
e- 2027-8284

Artículo Original

Predicción de emisiones de CO_2 en países de la OCDE mediante redes neuronales e indicadores demográficos, económicos y de economía circular

Prediction of CO_2 Emissions in OECD Countries Using Neural Networks and Demographic, Economic, and Circular Economy Indicators

Elcira Solano-Benavides[1] Nelson Alandete-Brochero[2] Edie Pertuz-Díaz[3]

[1] Doctorado en Economía. Profesor Investigador, Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia.
[2] Maestría en Ciencias. en Economía, Profesor Investigador, Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia.
[3] Economista, Asistente de Investigación, Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia.

Resumen

Introducción: Mitigar el cambio climático requiere del monitoreo y la predicción precisa de las emisiones de CO2, en particular en los países de la OCDE, donde la industrialización y el crecimiento económico han impulsado históricamente altos niveles de emisiones.
Objetivo: Predecir las emisiones de CO2 en países de la OCDE mediante un enfoque de redes neuronales que incorpora indicadores demográficos y económicos, legislación de economía circular y datos de comercio de plásticos.
Métodos: Se aplicó un diseño cuantitativo, longitudinal y predictivo a un panel de 32 países de la OCDE (1960–2023; 2.048 observaciones país-año). Las redes GRU con ventanas de uno, tres y cinco años se optimizaron con Optuna y se entrenaron con una partición temporal (entrenamiento hasta 2018, validación 2019–2021 y prueba 2022–2023). Se complementaron con calibración post-procesamiento y análisis Kernel SHAP. Los resultados se compararon con modelos de persistencia, panel de efectos fijos, Random Forest y LSTM, y se verificaron con cinco semillas aleatorias.
Resultados: La optimización y la calibración elevaron el R^2 de prueba de 0,053 en la red sin optimizar a 0,968 en el modelo calibrado de tres pasos (MAE = 83,7 MtCO2). Este modelo fue el más estable entre semillas (MAE = 86,7 ± 4,3 MtCO2), y la longitud de la ventana no produjo diferencias consistentes. Sin embargo, modelos de referencia simples lograron errores menores: persistencia (MAE = 11,0) y Random Forest (MAE = 45,8). El comercio de plásticos, que probablemente actúa como indicador del tamaño de la economía, y la fuerza laboral fueron las variables más influyentes, mientras que las leyes de economía circular tuvieron la contribución más débil.
Conclusiones: Las redes GRU optimizadas mediante hiperparámetros, combinadas con calibración post-procesamiento e interpretabilidad basada en SHAP, constituyen un marco eficaz y transparente para predecir las emisiones de CO2 en países de la OCDE, apoyando una planificación de políticas ambientales más realista y basada en evidencia.

Palabras clave: Emisiones de CO2; Economía circular; Modelos predictivos; OCDE; Redes neuronales GRU.

Abstract

Introduction: Mitigating climate change requires accurate monitoring and prediction of CO2 emissions, particularly in OECD countries, where industrialization and economic growth have historically driven high emission levels.
Objective: To predict CO2 emissions in OECD countries using a neural network approach that incorporates demographic and economic indicators, circular economy legislation, and plastics trade data.
Methods: A quantitative, longitudinal and predictive design was applied to a panel of 32 OECD countries (1960–2023; 2,048 country-year observations). GRU networks with one-, three- and five-year windows were optimized with Optuna, trained with a temporal split (training up to 2018, validation 2019–2021, test 2022–2023), and complemented by post-hoc calibration and Kernel SHAP. Results were compared with persistence, fixed-effects panel, Random Forest and LSTM benchmarks and checked across five random seeds.
Results: Optimization and calibration raised the test R^2 from 0.053 for the non-optimized network to 0.968 for the calibrated three-step model (MAE = 83.7 MtCO2). This model was the most stable across seeds (MAE = 86.7 ± 4.3 MtCO2), and window length did not yield consistent differences. Simple benchmarks, however, achieved lower errors: persistence (MAE = 11.0) and Random Forest (MAE = 45.8). Plastics trade, likely acting as a proxy for economic size, and labor force were the most influential variables, whereas circular economy laws had the weakest contribution.
Conclusions: Calibrated GRU networks provide an interpretable framework that links CO2 emissions to structural demographic, economic, trade and regulatory indicators without using past emissions as inputs. However, they do not outperform simple benchmarks for short-term forecasting. Their value lies in explanation and scenario analysis rather than in point prediction.

Keywords: CO2 emissions; Circular economy; GRU neural networks; OECD; Predictive models.

¿Cómo citar?

Solano-Benavidez E, Alandete-Brochero N, Petruz-Díaz E. Predicción de emisiones de CO2 en países de la OCDE mediante redes neuronales e indicadores demográficos, económicos y de economía circular. Ingeniería y Competitividad, 2026, 28(3) e-20516014

https://doi.org/10.25100/iyc.v28i3.16014

Recibido: 14/07/26
Revisado: 8/10/26
Aceptado: 9/11/26
Online: 110/11/26

Correspondencia

nalandete@mail.uniatlantico.edu.co

CrossMark

BY NC SA

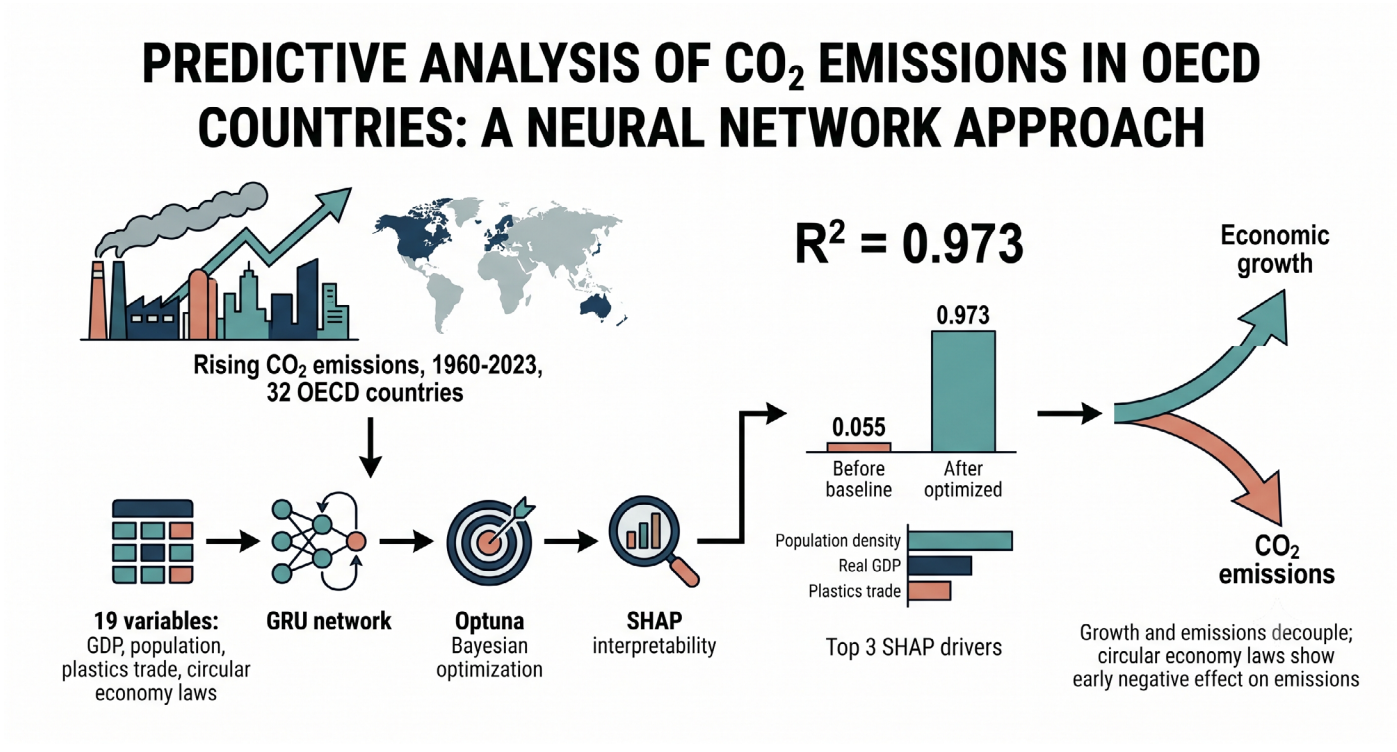
OPEN ACCESS

¿Por qué se realizó el estudio?
Los países de la OCDE concentran una parte importante de las emisiones globales de CO2, y la mayoría de los modelos predictivos se basan solo en variables energéticas o en el historial de emisiones. El estudio buscó evaluar si las redes neuronales recurrentes (GRU) pueden predecir las emisiones a partir de indicadores demográficos, económicos, de comercio de plásticos y de legislación de economía circular, y cuáles de estos factores tienen mayor influencia en las predicciones.

¿Cuáles fueron los hallazgos clave?
Con la optimización de hiperparámetros y la calibración, el R^2 en el periodo de prueba (2022–2023) pasó de 0,053 a 0,968. Usar ventanas temporales más largas no mejoró los resultados de forma sistemática. Los modelos de referencia simples, como la persistencia y Random Forest, lograron errores menores en la predicción de corto plazo. El comercio de plásticos y la fuerza laboral fueron las variables más influyentes, mientras que las leyes de economía circular aún no muestran un efecto consistente sobre las emisiones.

¿Qué aportan estos hallazgos?
El estudio ofrece un marco interpretable que vincula las emisiones con factores estructurales y regulatorios sin depender del historial de emisiones. Además, muestra la importancia de comparar los modelos complejos con referencias simples antes de afirmar que son superiores. Para la política ambiental, sugiere que las estrategias de mitigación deben considerar el contexto estructural de cada país y que el efecto de las leyes de economía circular requiere más tiempo de implementación para poder evaluarse.

Graphical Abstract



doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Introducción

Mitigar el cambio climático es uno de los desafíos más urgentes de la era moderna (1), y el monitoreo preciso de las emisiones de dióxido de carbono (CO2) es fundamental para diseñar políticas públicas efectivas. La evolución histórica de las emisiones muestra una dinámica estructural compleja, con una tendencia sostenida al alza durante décadas, seguida de una inflexión y una volatilidad reciente agravadas por eventos globales como la pandemia de COVID-19 (2).

En los países de la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos), donde la industrialización y el crecimiento económico han impulsado históricamente altos niveles de emisiones, comprender y predecir estas tendencias es esencial (3). Este tipo de análisis no solo contribuye a mitigar el impacto ambiental, sino que también apoya la formulación de políticas económicas y comerciales sostenibles, especialmente en sectores como el comercio de plásticos, que desempeña un papel cada vez mayor en la economía global.

En la literatura, la predicción de emisiones se ha basado en métodos estadísticos como los modelos autoregresivos de media móvil integrados (ARIMA), pero estos enfoques suelen estar limitados por supuestos de linealidad (4). En este contexto, las redes neuronales y el aprendizaje profundo logran capturar relaciones complejas no lineales directamente de los datos (5,6,7).

A pesar de los esfuerzos por reducir las emisiones de CO2, los modelos estadísticos convencionales a menudo no logran captar la dinámica no lineal y las complejas interacciones entre variables demográficas, económicas y comerciales en los países de la OCDE (8). Esta limitación dificulta una planificación eficaz de políticas medioambientales y económicas, especialmente cuando el comercio y la industrialización de plásticos siguen siendo los principales motores de emisiones (9).

Además, los datos registrados sufren sesgos espaciales, retrasos en la presentación de informes y datos inconsistentes, con publicaciones oficiales que a menudo se retrasan uno o dos años, lo que las hace inadecuadas para decisiones en tiempo real (10,11). Muchos conjuntos oficiales de datos de emisiones son anuales, lo que resulta en muestras pequeñas que pueden llevar a un sobreajuste en modelos de aprendizaje profundo.

A nivel mundial, el tamaño de la población, la estructura por edades y la prosperidad son factores reconocidos de las emisiones agregadas de CO2, especialmente en países desarrollados (12). Los plásticos también son relevantes, ya que su ciclo de vida representa una cuota sustancial y creciente de las emisiones globales de gases de efecto invernadero (13). Se han utilizado modelos de aprendizaje automático que combinan indicadores económicos, energéticos y de economía verde para prever emisiones nacionales e identificar sus principales factores (14); sin embargo, el comercio de plásticos aún no se ha incorporado como predictor en estos modelos.

En el contexto de los países de la OCDE, las disparidades regionales en las emisiones reflejan diferencias en industrialización, políticas medioambientales y estructuras demográficas (15,16). Estas variaciones requieren un enfoque adaptado que tenga en cuenta características locales, como la implementación de leyes de economía circular y tendencias en el comercio de plásticos, para desarrollar modelos predictivos relevantes y aplicables, aprovechando la abundancia de datos para avanzar en la modelización climática (6).

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Por lo tanto, el objetivo principal de este estudio es predecir las emisiones de CO2 en los países de la OCDE con redes neuronales GRU que incorporen la legislación demográfica, económica, de economía circular e indicadores comerciales de plásticos, e identificar las variables que impulsan las predicciones. El diseño es cuantitativo, longitudinal y predictivo. Los datos se obtuvieron del Banco Mundial, la OCDE, la Organización Internacional del Trabajo y las Naciones Unidas. La muestra comprende 32 de los 38 países miembros de la OCDE entre 1960 y 2023.

Aunque los modelos estadísticos y de aprendizaje automático se han utilizado ampliamente para analizar emisiones de CO2, la integración de redes neuronales recurrentes de GRU en largas series temporales multidimensionales (1960–2023) sigue siendo poco común (5,7). Este estudio compara las arquitecturas GRU con ventanas de entrada de uno, tres y cinco años y, por primera vez, incorpora legislación de economía circular junto con indicadores demográficos, económicos y comerciales de plásticos. Además, los modelos se comparan con benchmarks de persistencia, panel y aprendizaje automático, y sus predicciones se interpretan con SHAP para estimar la contribución de cada variable estructural y regulatoria (6,17).

Estado del Arte

Diversos estudios sobre la predicción de emisiones de CO2 mediante modelos de aprendizaje automático y redes neuronales, como se observa en la Tabla 1, revelan patrones consistentes, incluyendo la prevalencia de técnicas como Random Forest, Máquinas de Vectores de Soporte y redes de Memoria a Corto Plazo Largo para manejar no linealidades y lograr alta precisión, con valores de R^2 o precisión superiores a 0,93 (18,19,20,21).

Las variables de entrada comunes en estos modelos incluyen el PIB, la población, el consumo de combustibles fósiles y energías renovables, y la actividad industrial, que frecuentemente están vinculadas al crecimiento económico y al impacto del transporte en las emisiones (22,23,24,25,26,27,28).

Los patrones clave de previsión indican posibles reducciones en las emisiones de CO2 mediante la adopción de energías renovables e intervenciones políticas. Sin embargo, las limitaciones recurrentes implican limitaciones de datos, como tamaños de muestra pequeños, inconsistencias en los informes y dependencia de factores univariantes o limitados, junto con desafíos del modelo como la interpretabilidad de caja negra, las demandas computacionales y los riesgos de sobreajuste, que requieren conjuntos de datos más amplios y validaciones comparativas para mayor precisión (18,19,23,24,25,29).

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Tabla 1. Investigación sobre la predicción de emisiones de CO2

Autor(es) y año	País/Región	Tipo de modelo	Variables clave de entrada	Hallazgo principal / Pronóstico	Limitación clave mencionada
Li et al. (18)	Los 30 principales países emisores de CO2	Máquina de vectores de soporte, regresor de aumento de gradiente	PIB, población, desempleo, valor añadido sectorial, pasajeros aéreos, vehículos, etc.	Un modelo GBR que combina características del transporte y económicas predice emisiones relacionadas con el transporte con R^2=0,9943, subrayando el papel del transporte en la mitigación del cambio climático.	Menor rendimiento en países de Nivel 2, lo que requiere factores adicionales para la precisión ambiental.
Adebowale & Uzel (22)	Suecia	Red neuronal bayesiana	PIB, consumo de energías renovables, consumo de petróleo	Las emisiones de CO2 caen a 30 millones de toneladas en 2025, lo que subraya el papel de las renovables en la reducción medioambiental.	Incertidumbre debido a las previsiones de entrada; datos limitados a combustibles fósiles.
Anonna et al. (19)	Estados Unidos	Bosque Aleatorio	Consumo energético, actividad industrial, transporte	Random Forest, con una precisión de 0,939, apoya políticas sostenibles alineadas con los ODS para mitigar el clima.	Inconsistencias en los informes; complejidades en la integración de datos.
Ma et al. (23)	China	Regresión del proceso Gaussiano	PIB, consumo energético, población, industrialización, ingresos	Regresión de Procesos Gaussianas más precisa, apoyando estrategias de reducción de emisiones en China.	Limitado a cinco factores; necesita comparación con otros modelos.
Ene Yalcin (24)	Turquía	Regresión multivariante, bosque aleatorio, XGBoost	Año, población, PIB per cápita, consumo energético, renovables	El aprendizaje automático de máxima verosimilitud predice los gases de efecto invernadero con alta precisión; los escenarios hasta 2030 muestran reducciones con las energías renovables.	Un conjunto de datos pequeño limita los métodos de aprendizaje automático.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Tian et al. (20)	Estados Unidos	Árbol de decisión, Bosque aleatorio, Regresión lineal múltiple, K vecinos más cercanos, Regresión de vectores de soporte, Aumento de gradiente	Consumo energético por fuente (carbón, gas natural, petróleo, electricidad)	La regresión lineal múltiple alcanzó la mayor precisión (R^2 = 0,99 en los datos de prueba); El Random Forest y el Gradient Boosting fueron los más sensibles al uso de carbón.	Sobreajuste del árbol de decisión; menor precisión de SVR y KNN.
Nie et al. (25)	Pekín, China	Red de alimentación con modelo gris	Emisiones de carbono, consumo de carbón/petróleo, PIB, población	Errores de simulación y predicción por debajo del 10%; prevé las emisiones de Pekín para 2019–2023.	Serie corta (2009–2018), con resultados sensibles a la longitud de los datos de modelado.
Feng Li et al. (29)	China	CNN-LSTM	PIB, población y estructura energética	Disminución en los escenarios 2023-2033, apoyando los objetivos nacionales de reducción.	Muestra pequeña.
Han et al. (30)	30 provincias chinas	CNN-LSTM	Población, PIB per cápita, intensidad energética	Mayoría máxima antes de 2030, facilitando la neutralidad de carbono.	Dificultad de interpretación, tasas subjetivas.
Jena et al. (26)	17 países clave emisores de CO2	Red Neuronal Artificial Multicapa (MLANN)	PIB, población urbana, liberalización comercial	96% de precisión, tendencias variadas 2017-2019, apoyando reducciones globales.	El modelo MLANN predice las emisiones de CO2 con bastante precisión; sin embargo, hay casos en los que el error de predicción fue alto.
Mustafa et al. (31)	Asia	Red Neuronal de Regresión Generalizada (GRNN)	Anomalías de CO2, sistema de monitorización por satélite de O2, red primaria de productividad (PPN)	La monitorización ambiental por satélite ayuda a predecir la concentración de dióxido de carbono antropogénico.	Mayor error de predicción ante la incertidumbre y las anomalías satelitales.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Moayedi et al. (21)	Europa Central	Perceptrón multicapa (MLP) con optimizadores	PIB, fuentes de energía	Evolución compleja reorganizada: MLP mejor R^2=0,9999, pronosticando emisiones para políticas verdes.	Restricciones de datos, complejidad del modelo, selección de variables, factores externos, sensibilidad del algoritmo, validación y generalización.
Ajala et al. (32)	OCDE	VARIACIONES ARMA, ARIMA, SARMA, SARIMA, SVM, RF, GB, ANN, RNN (GRU, LSTM, BILSTM, CNN-RNN)	Datos diarios de CO2	Los modelos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo superan a las estadísticas, aumentando las emisiones invernales y guiando las políticas.	Solo datos univariantes.
Keerthana et al. (33)	Estados Unidos	Regresión lineal múltiple	Emisiones, población, PIB	Disminuciones en la mayoría de los estados hasta 2050.	Centrado solo en los estados con mayores emisiones.
Ahmadi et al. (27)	América Latina	Los mínimos cuadrados soportan la máquina vectorial (LSSVM) y métodos evolutivos	Petróleo, gas, carbón, renovables, PIB	El mejor modelo LSSVM destaca las inversiones renovables como fuente de reducción de emisiones.	La población era de siete países.
Chauhan (28)	Global	Perceptrón multicapa (MLP), regresor de bosque aleatorio (RFR), regresión lineal múltiple (MLR)	País, cultivo, año, población	El mejor modelo era RFR para CO2 por cultivo, perfiles clave de emisores.	Literatura relacionada escasa y sin línea base; Datos de emisiones de FAOSTAT de precisión desconocida (IPCC Tier 1).

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Fatima et al. (34)	OCDE	Modelo de panel dinámico cuantilizado GMM	Globalización, calidad institucional, crecimiento económico, consumo eléctrico, energías renovables	La regresión cuantilística simultánea y la regresión cuantilística de panel revelan que el consumo de energía renovable, la calidad institucional y la globalización ayudan a reducir las emisiones de CO2, mientras que el crecimiento económico y el consumo energético son responsables de la pérdida climática y ambiental.	Modelo de panel explicativo (1991–2018), no diseñado para la predicción.

Metodología

Para lograr este objetivo, se utilizó un diseño de investigación cuantitativo, longitudinal y predictivo, que combina un análisis descriptivo de la variable de emisiones de CO2 con la estimación de un modelo de red neuronal. El estudio analiza datos panel (series temporales para varios países) que abarcan un periodo de 64 años, de 1960 a 2023, para 32 países (Tabla 2), generando 2.048 observaciones. La población del estudio comprendía 32 de los 38 países miembros de la OCDE; Costa Rica, Estonia, Corea, Eslovaquia, Eslovenia y Turquía fueron excluidos debido a la falta de series de datos completas para el periodo del estudio.

Tabla 2. Países de la población estudiada

País	Región
Australia	Oceanía
Austria	Europa
Bélgica	Europa
Canadá	Norteamérica
Chile	Sudamérica
Colombia	Sudamérica
Dinamarca	Europa
Finlandia	Europa
Francia	Europa
Alemania	Europa
Grecia	Europa
Hungría	Europa
Islandia	Europa
Irlanda	Europa
Israel	Asia

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Italia	Europa
Japón	Asia
Letonia	Europa
Lituania	Europa
Luxemburgo	Europa
México	Norteamérica
Países Bajos	Europa
Nueva Zelanda	Oceanía
Noruega	Europa
Polonia	Europa
Portugal	Europa
España	Europa
Suecia	Europa
Suiza	Europa
Reino Unido	Europa
Estados Unidos	Norteamérica
República Checa	Europa

Se recopilaron datos de fuentes gubernamentales y no gubernamentales, incluyendo el Banco Mundial, el Data Explorer de la OCDE, la Organización Internacional del Trabajo (OIT) y las Naciones Unidas (ONU), asegurando una cobertura integral de variables económicas, geográficas, demográficas, medioambientales y legales. Se utilizaron un total de 19 variables (Tabla 3), con emisiones de CO2 como salida y las 18 restantes como insumos, incluyendo variables numéricas como PIB real histórico, PIB manufacturero, exportaciones e importaciones históricas de plásticos, tasa de desempleo, tipo de cambio, productividad, fuerza laboral, PIB minero histórico, métricas de población (total, crecimiento, grupos de edad 0-14, 15-64, +65), índice de Gini, PIB per cápita y densidad de población, además de una variable dicotómica para las leyes de economía circular, codificada como 1 en el año en que un país promulgó una ley que apoyara la economía circular y 0 en otro caso (33,34).

El conjunto de datos abarcaba observaciones anuales desde 1960 hasta 2023 para 32 países (Tabla 2), generando 2.048 observaciones. No se requirió muestreo primario, ya que los datos eran secundarios y completos para la población del estudio; sin embargo, se planificó la imputación para valores ausentes (NA) identificados en variables como la tasa de desempleo (589 NA; 28,8%), productividad (1.440 NA; 70,3%, disponible solo desde 2005), índice de Gini (1.262 NA; 61,6%) y exportaciones e importaciones de plásticos (1.408 y 1.428 NA; 68,8% y 69,7%, disponibles solo desde 2004), entre otros, abordando limitaciones comunes en conjuntos de datos ambientales como inconsistencias y retrasos (10,11). Este método fue elegido por su fiabilidad en proporcionar datos históricos de panel de alta calidad adecuados para aplicaciones de aprendizaje.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Tabla 3. Resumen estadístico de las variables utilizadas

Variable	Unidad	Fuente	Conde	NA (%)	Cobertura	Promedio	Desarrollo de Nivel de Edad	Min	Mediana	Max
Emisiones	MtCO2	WB (OWID)	2,048	0.0	1960-2023	339	876	1	66	6,132
PIB real	Mil millones constantes de 2010 US$	WB	1,910	6.7	1960-2023	757.5	2,173.5	0.3	157.1	27,720.7
PIB manufacturero	Mil millones de dólares estadounidenses	WB	1,219	40.5	1960-2023	103.3	173.6	1.0	38.8	2,123.2
Exportaciones de plásticos	Millones de dólares estadounidenses	INGENIO	640	68.8	2004-2023	10,510.1	15,172.4	12.2	4,115.2	83,283.5
Importaciones de plásticos	Millones de dólares estadounidenses	INGENIO	620	69.7	2004-2023	8,790.3	9,346.7	102.8	5,133.7	57,034.3
Tasa de desempleo	% de la fuerza laboral	WB	1,459	28.8	1960-2023	7.2	4.2	0.2	6.4	27.7
Tipo de cambio	LCU por US$	WB	1,943	5.1	1960-2023	92.86	355.32	0.00	3.21	4,325.95
Productividad laboral	Mil. 2010 US$ por trabajador	WB	608	70.3	2005-2023	64.6	29.6	13.3	63.9	196.6
Econ. Pop activo.	Un millón de personas	WB (OIT)	1,088	46.9	1990-2023	17.20	28.84	0.14	5.12	171.33
PIB minero	% del PIB	WB	1,517	25.9	1970-2021	0.41	1.52	0.00	0.01	16.87
Población	Un millón de personas	WB	2,048	0.0	1960-2023	31.50	50.86	0.18	10.30	334.91
Crecimiento de la población	Porcentaje anual	WB	2,015	1.6	1961-2023	0.75	0.82	-2.45	0.66	6.02
Población 0-14 años	Un millón de personas	WB	2,048	0.0	1960-2023	6.94	11.37	0.06	2.18	61.60
Población 15-64 años	Un millón de personas	WB	2,048	0.0	1960-2023	20.45	33.39	0.10	6.78	217.61
Población +65 años	Un millón de personas	WB	2,048	0.0	1960-2023	4.11	7.16	0.01	1.38	58.38
Leyes Circulares de Economía	Binario (0/1)	Autores	2,048	0.0	1960-2023	0.018	0.133	0.000	0.000	1.000
GINI	Índice (0-100)	WB	786	61.6	1963-2022	33.7	6.7	20.7	32.8	58.5

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

PIB per cápita	US$ constante	WB	1,910	6.7	1960-2023	21,327	22,140	258	13,717	133,712
Densidad de población	Habitantes por km²	WB	1,811	11.6	1961-2022	111.2	112.2	1.4	85.7	525.7

Nota: Las variables monetarias y poblacionales se reescalan para facilitar la legibilidad. Fuentes: BM = Banco Mundial, Indicadores de Desarrollo Mundial; OCDE = Explorador de Datos de la OCDE; WITS = Solución Comercial Integrada Mundial (UN Comtrade, HS capítulo 39); OWID = Nuestro mundo en datos; Autores = compilación de autores a partir de la legislación nacional. LCU = unidades monetarias locales.

Procedimiento

El estudio adoptó un proceso estructurado en seis fases secuenciales para desarrollar un modelo predictivo robusto, calibrado e interpretable de las emisiones de CO2. El enfoque metodológico integró técnicas avanzadas de aprendizaje profundo, optimización bayesiana, calibración post hoc y análisis de interpretabilidad, fundamentados en una revisión de la literatura sobre emisiones de CO2 (18,20,21,32).

Los datos se obtuvieron de fuentes internacionales como el Banco Mundial, la OCDE, la Organización Internacional del Trabajo y las Naciones Unidas, y se recopilaron en un conjunto unificado que cubría el periodo 1960-2023. La unidad de análisis correspondió a observaciones país-año, configurando un panel desequilibrado, ya que la disponibilidad de las variables de entrada variaba entre países y años (Tabla 3), lo que permitió capturar la dinámica temporal y la heterogeneidad entre países.

Se realizó un análisis exploratorio para caracterizar las propiedades estadísticas del conjunto de datos mediante análisis gráfico de histogramas, diagramas de dispersión y series temporales para visualizar patrones de crecimiento, tendencias no lineales y posibles puntos de cambio estructural en las emisiones de CO2.

Se evaluaron un total de 18 variables predictoras que capturaron dimensiones económicas, demográficas, comerciales y de política ambiental, junto con la variable objetivo de emisiones en millones de toneladas de CO2. Las variables económicas incluían PIB real histórico, PIB histórico de manufactura, PIB minero, PIB per cápita, productividad y tasa de cambio. Las variables comerciales incluían exportaciones e importaciones de plásticos como indicador de la actividad industrial intensiva en carbono. Las variables demográficas abarcaron población total, crecimiento poblacional, distribución por edades en tres grupos (0-14 años, 15-64 años y más de 65 años) y densidad poblacional. Las variables laborales incluían la tasa de desempleo y la población económicamente activa. Las variables de política e desigualdad incluían leyes de economía circular codificadas binariamente y el índice de Gini como medida de desigualdad económica. Además, se incluyó un identificador numérico de país como entrada para las redes neuronales para que el modelo pudiera distinguir entre países, resultando en 19 características de entrada.

Para asegurar la validez de los análisis posteriores y reducir sesgos sistemáticos, el procedimiento siguió las recomendaciones de Ajala et al. (32), quienes implementaron un paso

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

de preprocesamiento basado en las recomendaciones para datos ambientales heterogéneos. Se adoptó una estricta estrategia de división temporal para preservar la integridad de la serie temporal y evitar fugas de información, definiendo el conjunto de entrenamiento y calibración para el periodo 1960-2021 y reservando los años 2022-2023 como conjunto de prueba. Esta partición aseguró que el modelo no accediera a información futura durante el entrenamiento, simulando condiciones de predicción realistas y prospectivas.

La imputación de valores ausentes se realizó utilizando el algoritmo SimpleImputer (35), utilizando la mediana como estadística de imputación. Esta elección se basó en la robustez de la mediana frente a valores extremos en comparación con la media, su capacidad para preservar las propiedades centrales de las variables asimétricas y la estabilidad numérica que proporciona al evitar sesgos en variables con colas pesadas (36). El imputador se ajustó exclusivamente a los datos de 1960-2021, usando la mediana global de cada variable en todos los países, y luego se aplicó al conjunto completo de datos, de modo que los años de prueba no informaron la imputación. Dado que las exportaciones e importaciones de plásticos y la productividad solo están disponibles a partir de 2004-2005, sus valores imputados permanecen constantes en años anteriores; esta limitación se aborda en la Discusión.

El Robust Scaler se aplicó tanto a las variables predictoras como a la variable objetivo, un método que utiliza la mediana y el rango intercuartílico según la fórmula X_scaled = (X − mediana(X)) / IQR(X). Este escalador ofrece ventajas significativas, incluyendo resistencia a valores atípicos multivariantes, preservación de distribuciones no gaussianas, estabilización de gradiente durante el entrenamiento de redes neuronales y idoneidad para variables económicas con heteroscedasticidad (18,36). La escalada se realizó de forma independiente para cada variable, ajustando parámetros sobre los datos de 1960-2021 y aplicándolos de forma consistente al conjunto de prueba.

En este artículo, la red de Unidades Recurrentes con Puerta (GRU) se utiliza como arquitectura base debido a su capacidad demostrada para capturar dependencias temporales a largo plazo con menor complejidad computacional que las redes de memoria a corto plazo largo (37). Los GRU utilizan mecanismos de puerta para regular el flujo de información, específicamente una puerta de actualización que controla cuánta información del estado anterior se retiene y una puerta de reinicio que determina qué información pasada es relevante para el cálculo del nuevo estado. Esta arquitectura ha demostrado eficacia en series temporales ambientales con múltiples escalas temporales (30). Para capturar patrones temporales a diferentes escalas, se implementaron tres configuraciones de ventana deslizante.

El modelo de un solo paso utilizó las variables del año t para predecir las emisiones del año t, capturando relaciones contemporáneas inmediatas. El modelo de tres pasos utilizó la secuencia de variables para los años t-2, t-1 y t como entrada para predecir las emisiones del año t, capturando tendencias a corto plazo y el momento reciente. El modelo de cinco pasos utilizó la secuencia de variables para los años t-4, t-3, t-2, t-1 y t como insumos para predecir las emisiones del año t, capturando patrones a medio plazo y ciclos económicos.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Se generaron secuencias temporales ordenadas cronológicamente para cada país, asegurando que los datos de diferentes países no se mezclaran en la misma secuencia. Durante la optimización de hiperparámetros, el 20% de las secuencias del periodo 1960-2021 se extrajeron aleatoriamente para validación, usando una semilla fija para reproducibilidad. Para el entrenamiento de los modelos finales, se adoptó una partición temporal: las secuencias cuyo año objetivo se situó entre 1960 y 2018 formaron el conjunto de entrenamiento, aquellas cuyo año objetivo se situó entre 2019 y 2021 formaron el conjunto de validación, usado para paradas tempranas y para estimar los factores de calibración, y las secuencias de 2022-2023 formaron el conjunto de prueba, que no se empleó en la optimización, entrenamiento ni calibración. El entrenamiento final utilizó una semilla fija (42) con operaciones deterministas, y las tres configuraciones se reentrenaron con cuatro semillas adicionales (7, 123, 2024 y 99) para evaluar la sensibilidad de los resultados a la inicialización.

La optimización de hiperparámetros se realizó utilizando Optuna (38), un marco bayesiano que utiliza el algoritmo Tree-structured Parzen Estimator (TPE). A diferencia de las búsquedas exhaustivas o aleatorias, este algoritmo construye un modelo probabilístico de la función objetivo que se actualiza iterativamente, permitiendo una exploración eficiente del espacio de hiperparámetros (39).

Resultados y discusión

Los datos se recogieron anualmente, con un registro histórico desde 1960 hasta 2023, cubriendo 64 años de datos para las 19 variables de los 32 países de la población estudiada, procesando así un total de 2.048 observaciones en la investigación. La variable objetivo o dependiente eran las emisiones de CO2 de cada país medidas en millones de toneladas. Las variables restantes se utilizaron como entradas para el diseño de una red neuronal artificial cuyos componentes se explican a continuación.

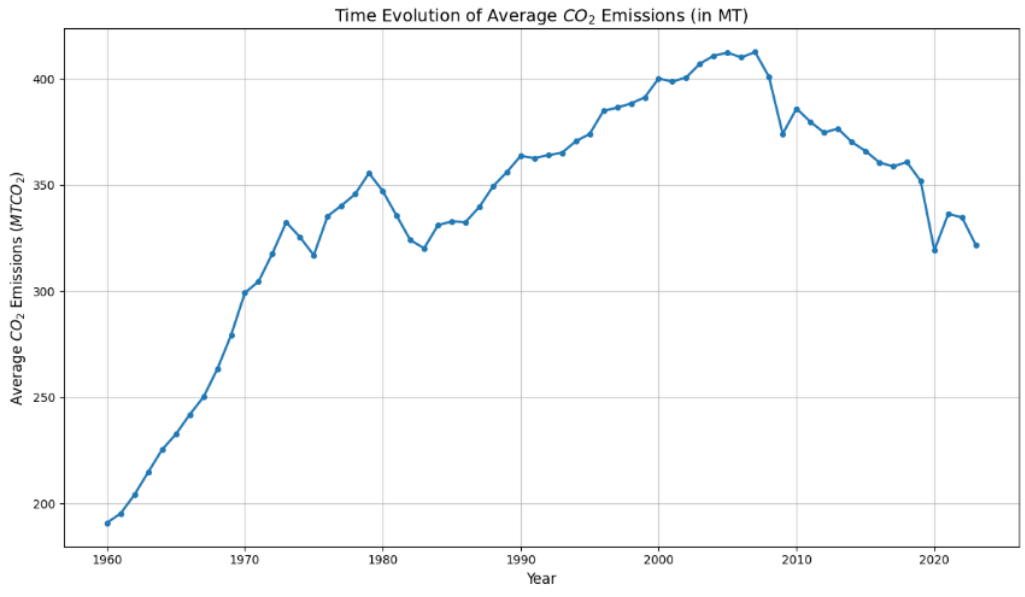
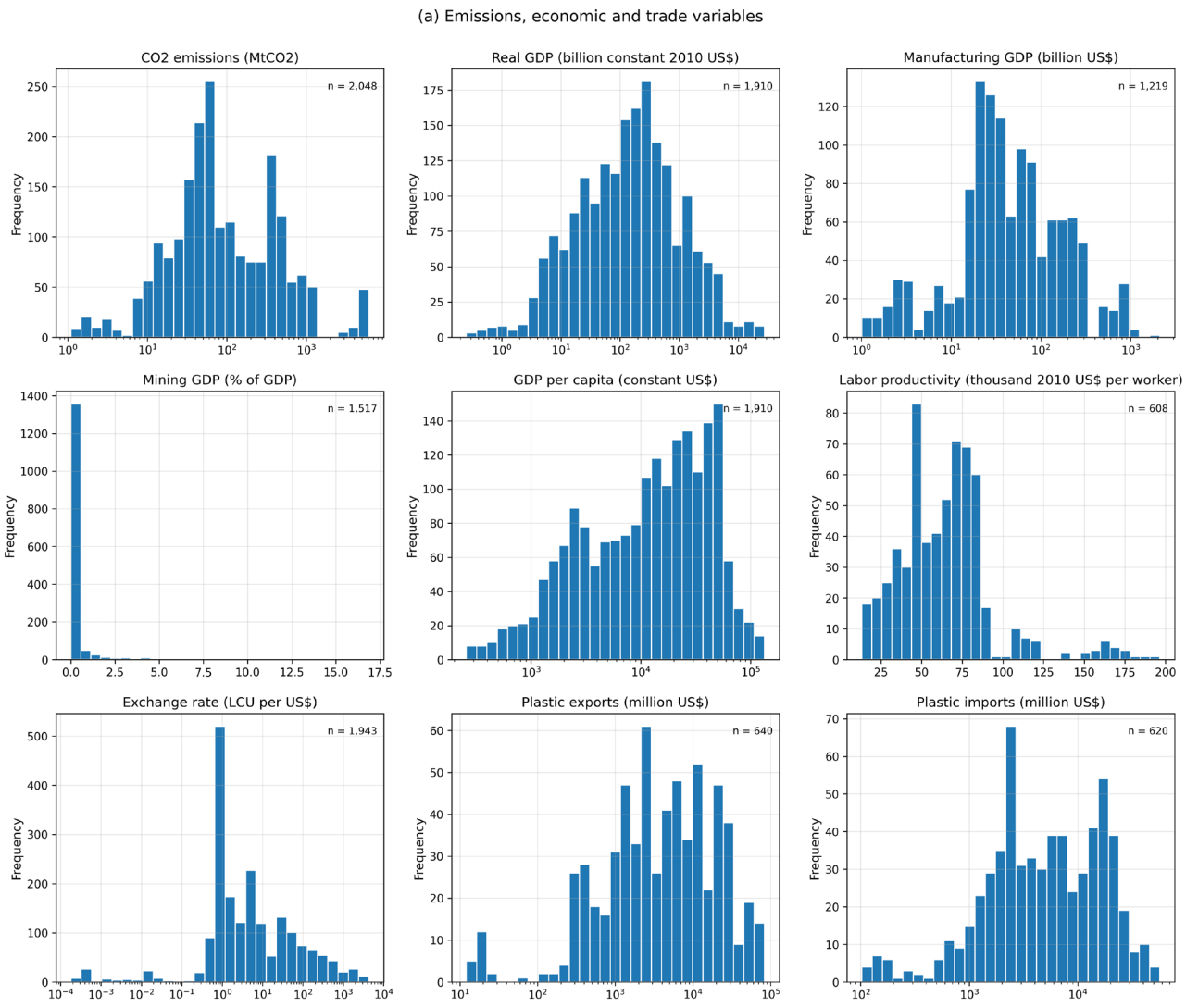


Figura 1. Evolución histórica de las emisiones de CO2 en millones de toneladas.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Las emisiones medias de CO2 (1960-2023) muestran una tendencia al alza hasta mediados de los años 2000, atribuida a la industrialización y al mayor uso de energías fósiles. Entre 2005 y 2010 se alcanza un pico, seguido de un descenso moderado debido a políticas medioambientales más estrictas, avances tecnológicos y programas como la Directiva de la UE 2009/29/CE y las leyes estadounidenses de eficiencia energética. En 2020, las emisiones cayeron bruscamente debido a la pandemia, sin recuperarse completamente después, lo que sugiere un cambio estructural hacia una menor intensidad de carbono.



doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

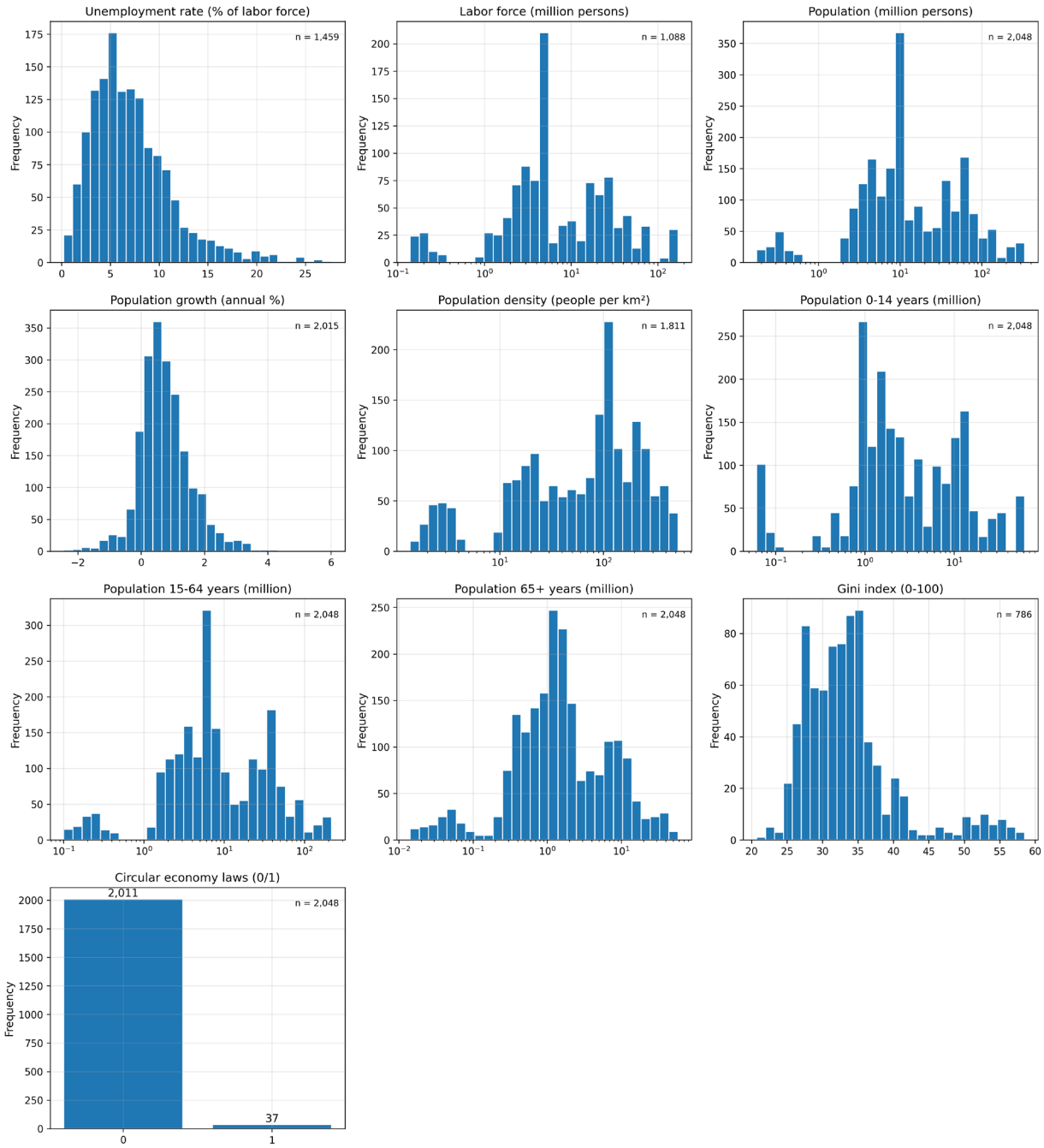
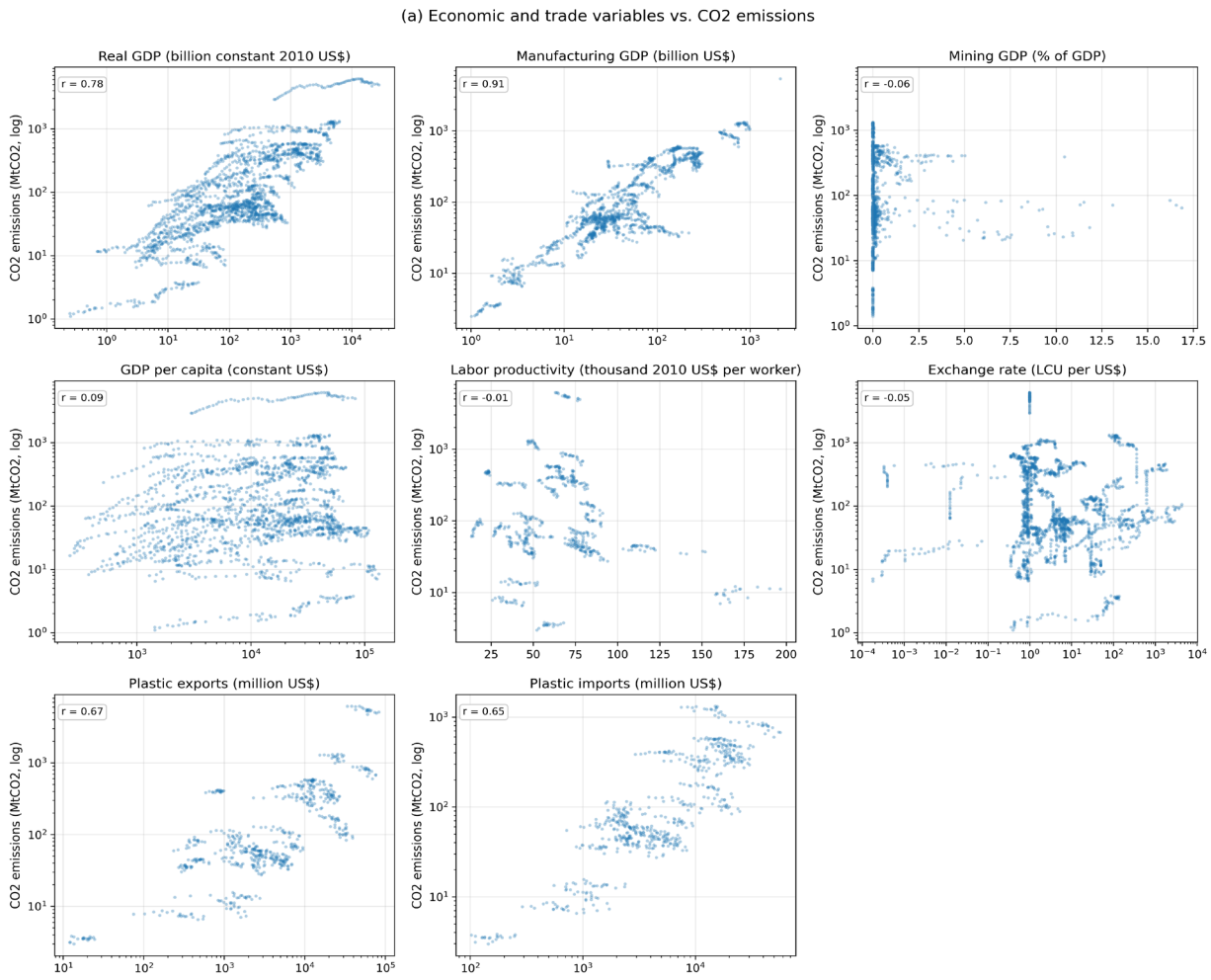


Figura 2a. Histogramas de variables de emisiones, económicas y comerciales. 2b. Histogramas de variables laborales, demográficas, de desigualdad y de política

Los histogramas de las variables (Figuras 2a y 2b) revelan una dominancia de asimetría positiva o sesgo a la derecha en la gran mayoría de las variables, incluyendo la variable objetivo de emisiones de CO2 y los principales predictores económicos (PIB, exportaciones, PIB per cápita) y demográficos (población). Esta distribución, caracterizada por una alta concentración de datos en valores bajos y una larga cola de valores atípicos altos, es un patrón consistente en las series temporales de los países de la OCDE. Por esta razón, las variables más sesgadas se muestran en una escala logarítmica. En cambio, el índice de Gini y el crecimiento poblacional muestran distribuciones más centradas y simétricas. Finalmente, la variable de leyes de economía circular,

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

que valora 1 en el año en que un país promulgó una ley que apoya la economía circular y 0 en otro lugar, está fuertemente sesgada hacia cero: de los 32 países de la población estudiada, 25 aprobaron al menos una ley, con un total combinado de 37 promulgaciones durante todo el periodo de estudio.



doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

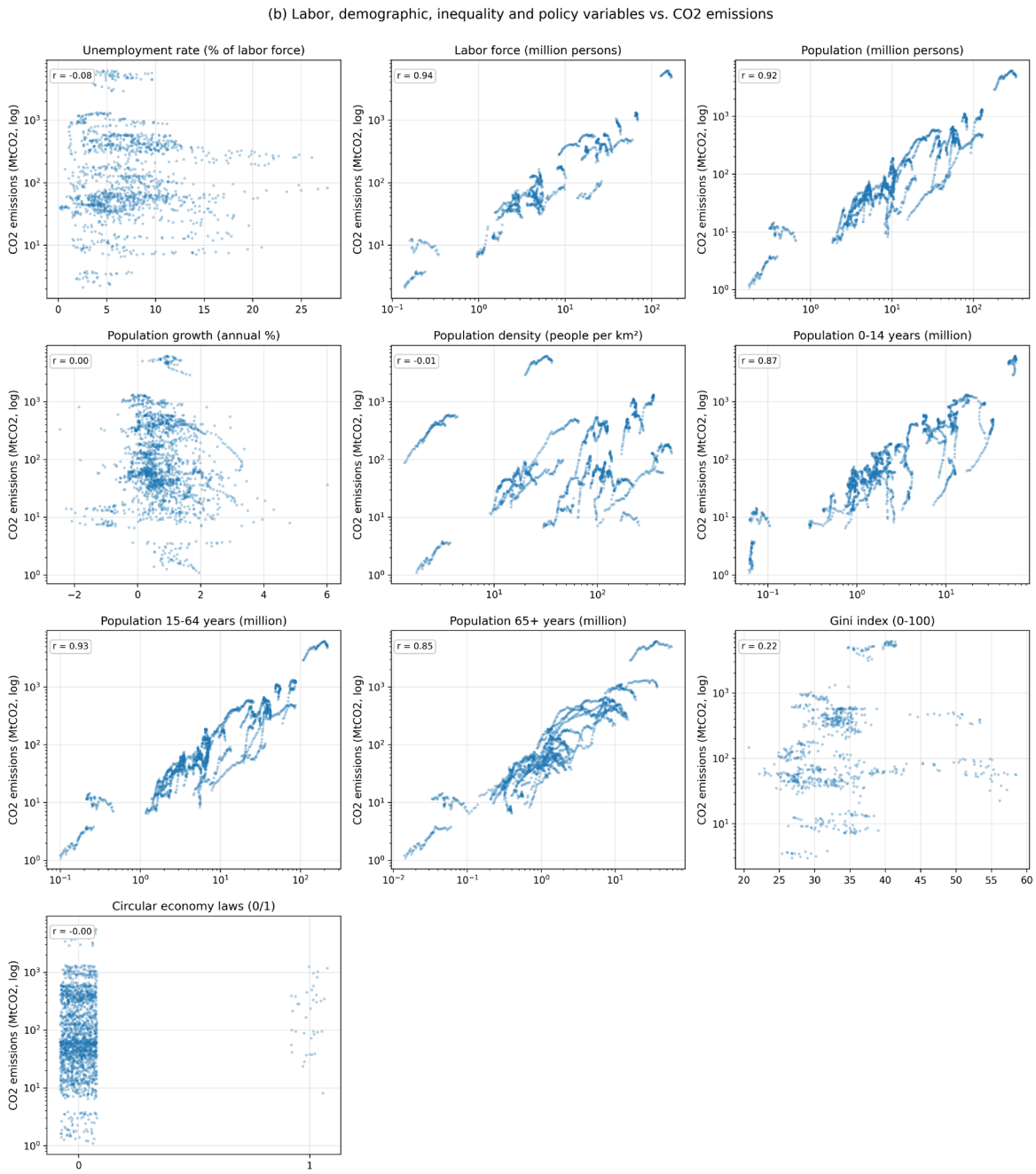


Figura 3a. Diagramas de dispersión entre emisiones de CO2 y variables económicas y comerciales. 3b. Diagramas de dispersión entre emisiones de CO2 y variables laborales, demográficas, de desigualdad y políticas.

Las figuras 3a y 3b muestran la relación entre las emisiones de CO2 y cada predictor, con emisiones a escala logarítmica y el coeficiente de correlación de Pearson (r) en cada panel. Se observan relaciones positivas fuertes con las variables asociadas al tamaño de la economía y la población, como la fuerza laboral (r = 0,94), la población en edad laboral (r = 0,93), la población total (r = 0,92), el PIB manufacturero (r = 0,91) y el PIB real (r = 0,78), así como con las exportaciones e importaciones de plástico (r = 0,67 y 0,65). En cambio, el PIB per cápita, la productividad, la tasa de desempleo, el tipo de cambio, el PIB minero, la densidad de población, el crecimiento poblacional y las leyes de economía circular muestran correlaciones cercanas a cero (|r| < 0,10), y el índice de Gini

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

muestra una relación positiva débil (r = 0,22). La considerable heterogeneidad entre países produce una dispersión considerable en torno a estas tendencias, lo que sugiere que factores estructurales específicos de cada país y no observados moderan estas relaciones de formas que no se capturan únicamente con asociaciones lineales.

Arquitectura de modelos GRU

Se utilizó una arquitectura basada en Unidades Recurrentes Controladas (GRU) para modelar la secuencia temporal presente en los datos. Los GRU son un tipo de red neuronal recurrente (RNN) que, a diferencia de las RNN tradicionales, incorporan compuertas que permiten controlar el flujo de información, facilitando el aprendizaje de dependencias a largo plazo y mitigando el problema del desvanecimiento por gradiente.

En particular, los GRU tienen una estructura más simple y eficiente que los LSTM (Memoria a Corto Plazo Largo), ya que solo tienen dos compuertas (reinicio y actualización), lo que reduce el número de parámetros y el coste computacional, manteniendo un rendimiento comparable o superior en muchas tareas. Por estas razones, la arquitectura GRU se considera especialmente adecuada para problemas secuenciales con datos ruidosos o series temporales moderadamente largas.

Para optimizar el rendimiento del modelo, se utilizó Optuna, un marco de optimización de hiperparámetros basado en búsqueda bayesiana y algoritmos de muestreo eficientes. Optuna utiliza la optimización bayesiana para construir modelos probabilísticos de la función de error basados en los hiperparámetros, seleccionando iterativamente las configuraciones más prometedoras que permiten encontrar el mínimo de la función objetivo, que en este caso corresponde al error mínimo. En este estudio, este enfoque permitió una búsqueda automática y dirigida sobre el espacio de hiperparámetros clave, incluyendo el número de unidades GRU (dimensión de estado oculto), el número de capas recurrentes, la tasa de aprendizaje, la tasa de abandono y el tamaño del lote.

El uso de Optuna permitió encontrar combinaciones de hiperparámetros que minimizan la pérdida en el conjunto de validación, sin usar el conjunto de pruebas, evitando la selección manual y reduciendo el riesgo de sobreajuste. Además, su integración con técnicas como la parada temprana (que detiene el entrenamiento cuando el error de validación deja de mejorar para evitar el sobreajuste) y el registro automático de métricas aseguró una exploración eficiente y reproducible.

Para cada configuración de ventana temporal (1, 3 y 5 pasos), se inicializaba un objeto de optimización con el Estimador Parzen estructurado en árbol, ejecutando 25 ensayos independientes. En cada ensayo, se construía una arquitectura GRU con los hiperparámetros propuestos, entrenaba con Early Stopping (paciencia de 10 épocas monitorizando la pérdida de validación) y se evaluaba en el conjunto de validación. El espacio de búsqueda comprendía de 2 a 4 capas, de 64 a 256 unidades, tasas de abandono entre 0,2 y 0,5, tasas de aprendizaje entre 10^{-4} y 10^{-2} (escala logarítmica), tamaños de lote de 8, 16 o 32, y regularización L2 entre 10^{-3} y 2×10^{-2} (escala logarítmica). El algoritmo Tree-structured Parzen Estimator ajustó iterativamente su modelo de función objetivo hasta completar los 25 ensayos. Los tres estudios de optimización convergieron consistentemente hacia arquitecturas GRU de dos capas, lo que sugiere que esta

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

profundidad es suficiente para la complejidad de los datos sin incurrir en sobreajuste. Los modelos finales se entrenó entonces hasta 200 épocas con detención temprana (paciencia de 20 épocas) en el conjunto de validación temporal.

Como se puede ver en la Tabla 4, el modelo de cinco pasos requiere significativamente menos unidades (66 frente a 198) que el modelo de tres pasos, lo que indica que la información temporal adicional compensa la necesidad de mayor capacidad en la capa oculta. La regularización en L2 es más alta para el modelo de cinco pasos ($1{,}67 \times 10^{-3}$), lo que sugiere una mayor complejidad efectiva del modelo. Todos los modelos convergen a tasas de aprendizaje del orden de 10^{-4}, favoreciendo la convergencia estable sobre la velocidad.

Tabla 4. Hiperparámetros óptimos por modelo

Hiperparámetro	**M1**	**M3**	**M5**
No. de capas	2	2	2
No. Unidades	169	198	66
Tasa de abandono	0.495	0.300	0.374
Tasa de aprendizaje	5.29×10^{-4}	$3{,}59 \times 10^{-4}$	$4{,}54 \times 10^{-4}$
Tamaño del lote	32	16	32
Registro L2	$1{,}33 \times 10^{-3}$	$1{,}02 \times 10^{-3}$	$1{,}67 \times 10^{-3}$

La Tabla 5 presenta las emisiones reales de CO2 (en millones de toneladas) para 2022 y 2023 en los 32 países de la población estudiada, junto con las predicciones y diferencias generadas por el modelo original (sin optimización), por las tres versiones optimizadas usando Optuna con ventanas temporales de 1, 3 y 5 pasos (llamadas M1, M3 y M5, respectivamente), y por el modelo calibrado de cinco pasos. Las diferencias se calculan como el valor real menos el valor predicho, de modo que los valores negativos indican sobreestimación y los positivos indican subestimación. El modelo original colapsa hacia una predicción casi constante (cerca de 360 Mt para la mayoría de países), lo que produce una fuerte sobreestimación en países de bajas y medias emisiones (como Suiza, Suecia o Hungría, con diferencias cercanas a -320 Mt) y una subestimación severa en países de altas emisiones (como Estados Unidos, con +4.718,97 Mt en 2022 y +451,49 Mt en 2023). Las predicciones optimizadas reducen sustancialmente este sesgo; por ejemplo, M5 reduce la diferencia en España de -125,24 a -1,18 Mt y en México de +105,44 a -16,22 Mt en 2022, y predice a Estados Unidos diferencias entre -73,14 y -240,62 Mt. Sin embargo, persisten errores altos en países con dinámicas atípicas: los modelos optimizados sobreestiman varios emisores europeos pequeños y medianos, como Suecia (-258,70 Mt con M5 en 2022), Hungría o Bélgica, y subestiman a Alemania y Japón (+429,59 y +745,04 Mt con M5 en 2022). La calibración reduce la sobreestimación en países pequeños (Suecia: -73,27 Mt; Suiza: -22,62 Mt en 2022), pero no corrige la subestimación de Alemania y Japón.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Tabla 5. Emisiones reales vs. predichas: modelo original, modelos Optuna y modelo calibrado (MtCO2)

Año 2022

País	Real	Orig.		M1		M3		M5		M5 cal.	
Islandia	3.61	31.28	-27.66	13.37	-9.76	-4.58	8.20	20.58		4.57	-0.96
Letonia	6.62	33.41	-26.79	13.37	-6.75		19.65	20.58		30.66	
Luxemburgo	7.28	31.74	-24.47	0.80	6.48	1.19	6.09	6.85	0.43	16.94	-9.66
Lituania	12.86	31.77	-18.91	3.35	9.51	-7.91	20.76	5.68	7.18	15.77	-2.91
Dinamarca	28.43	311.57								89.86	
Nueva Zelanda	31.61	48.79	-17.18	86.39		26.10	5.51	39.01	-7.40	45.01	
Suiza	32.82	359.90								55.44	
Finlandia	36.37	30.90	5.47	3.35	33.02		59.57	-2.73	39.09	10.18	26.19
Irlanda	36.71	113.64	-76.93			82.05		66.42		57.78	
Suecia	37.47	359.90									
Portugal	40.69	359.90						84.29		72.47	
Noruega	40.81	54.94	-14.13	98.33		89.69		72.78		54.75	
Hungría	44.84	359.90									
Grecia	58.08	49.88	8.20	77.06		50.01	8.07	62.61	-4.53	72.63	
Israel	60.95	31.28	29.67	17.03	43.91	4.31	56.64	3.99	56.95	13.00	47.94
Austria	61.49	359.90								94.91	
Chile	82.54	54.51	28.03			83.33	-0.79	81.32	1.21	91.34	-8.81
Bélgica	89.00	359.90									
República Checa	95.11	359.90									
Colombia	98.29	55.47	42.82	98.33	-0.04	32.47	65.82	52.49	45.80	62.51	35.78
Países Bajos		359.90									
España		359.90							-1.18		-6.95
Francia		359.90	-66.40						2.39		
Reino Unido		359.90	-46.06		4.28		9.52				94.85
Polonia		359.90	-44.86				2.20		58.68		12.29
Italia		359.90	-19.23		7.99		25.77				
Australia		359.89	24.48								84.31
México		359.90	105.44								
Canadá		359.90	190.71								
Alemania		359.90	311.57								
Japón		359.90	672.79								
Estados Unidos		359.90									

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Año 2023

País	Real	Orig.	Dif	M1	Dif	M3	Dif	M5	Dif	M5 cal.	Dif	
Islandia	3.76	31.28	-27.51	13.37	-9.61	-4.59	8.35	20.58	-16.81	4.57	-0.81	
Letonia	6.51	33.21	-26.69	13.37	-6.86	-17.95	24.46	20.58	-14.06	30.66	-24.15	
Luxemburgo	6.99	31.74	-24.75	0.80	6.19	1.19	5.81	-8.24	15.23	12.70	-5.71	
Lituania	12.46	32.23	-19.77	0.80	11.66	-15.86	28.32	2.75	9.71	12.83	-0.37	
Dinamarca	27.26	84.24	-56.98	121.08	-93.82	310.33	-283.07	213.01	-185.75	89.86	-62.60	
Nueva Zelanda	30.12	41.90	-11.78	70.22	-40.10	43.57	-13.45	39.01	-8.89	45.01	-14.89	
Finlandia	31.62	31.74	-0.12	9.60	22.02	-42.29	73.91	-16.60	48.22	7.63	23.99	
Suiza	32.74	359.90	-327.16	313.07	-280.33	287.74	-255.01	225.65	-192.92	55.44	-22.70	
Irlanda	34.43	54.51	-20.08	102.29	-67.86	162.60	-128.17	66.79	-32.35	57.78	-23.35	
Suecia	36.56	359.90	-323.34	455.74	-419.18	286.98	-250.42	304.40	-267.84	110.74	-74.19	
Portugal	37.23	359.90	-322.67	0.77	36.46	267.98	-230.75	102.65	-65.42	83.57	-46.34	
Noruega	38.90	61.92	-23.02	91.47	-52.57	119.65	-80.75	62.21	-23.31	54.75	-15.84	
Hungría	40.19	359.90	-319.71	326.44	-286.25	266.67	-226.48	278.61	-238.42	108.78	-68.59	
Grecia	55.20	43.11	12.08	72.06	-16.87	28.82	26.37	61.76	-6.56	71.78	-16.58	
Austria	58.58	359.90	-301.32	336.20	-277.62	301.03	-242.45	240.52	-181.94	94.91	-36.33	
Israel	59.49	32.35	27.14	0.80	58.69	1.71	57.78	15.36	44.13	16.26	43.23	
Chile	77.29	58.21	19.08	88.58	-11.29	120.08	-42.79	58.06	19.22	68.51	8.78	
Bélgica	83.37	359.90	-276.53	425.76	-342.39	330.39	-247.02	241.88	-158.51	167.74	-84.38	
República Checa	85.62	359.90	-274.27	313.07	-227.45	290.32	-204.69	213.65	-128.03	219.42	-133.80	
Colombia	105.24	41.90	63.34	70.22	35.02	65.36	39.88	54.22	51.02	64.24	41.00	
Países Bajos	118.67	359.90	-241.23	425.76	-307.09	330.39	-211.72	241.88	-123.21	224.41	-105.74	
España	221.62	359.90	-138.28	335.09	-113.47	287.87	-66.25	225.09	-3.47	230.86	-9.24	
Francia	272.48	359.90	-87.42	339.87	-67.40	322.90	-50.42	291.09	-18.61	337.48	-65.01	
Polonia	289.28	359.90	-70.62	315.22	-25.94	316.13	-26.85	233.83	55.46	239.60	49.68	
Reino Unido	305.15	359.90	-54.75	309.55	-4.41	311.68	-6.53	199.86	105.29	209.88	95.27	
Italia	313.46	359.90	-46.44	302.35	11.11	287.64	25.82	213.63	99.83	219.40	94.06	
Australia	382.97	354.60	28.37	343.18	39.79	716.32	-333.35	262.12	120.85	308.51	74.46	
México	482.62	359.90	122.73	333.52	149.11	355.42	127.20	479.79	2.84	526.18	-43.56	
Canadá	549.30	359.90	189.40	330.57	218.72	327.02	222.28	248.15	301.15	253.92	295.37	
Alemania	596.15	359.90	236.25	336.20	259.95	289.14	307.01	241.88	354.27	324.18	271.97	
Japón	988.78	359.90	628.89	425.76	563.03	320.10	668.69	296.18	692.61	342.57	646.22	
Estados Unidos	4,911.39	359.90	4,551.49	4,753.66	157.74	5,219.98	-308.59	5,152.01	-240.62	5,198.40	-287.01	

La Tabla 6 muestra las métricas de rendimiento en el conjunto de pruebas (2022-2023) para el modelo original, los modelos optimizados antes y después de la calibración, y los benchmarks. La optimización elevó el R^2 de 0,053 para el modelo original a entre 0,946 y 0,953 para los modelos optimizados, y la calibración lo incrementó entre 0,968 y 0,969, reduciendo el Error Absoluto Medio entre un 28% y un 40%. Con la semilla de referencia, el modelo de cinco pasos obtuvo el menor error antes de la calibración (MAE = 118,02 MtCO2); sin embargo, este resultado no fue estable: en cinco semillas aleatorias, el Error Absoluto Medio de M5 fue de 151,98 ± 56,32 MtCO2, frente a 140,22 ± 7,95 MtCO2 para M1 y 136,06 ± 3,75 MtCO2 para M3. Tras la calibración, los tres modelos tuvieron un desempeño similar, siendo M3 el más preciso y estable (MAE = 86,65 ± 4,33 MtCO2). Por lo tanto, los resultados no apoyan una ventaja sistemática de ventanas temporales más largas. Los benchmarks también muestran que los modelos GRU no superan a alternativas más simples en predicción a corto plazo: persistencia, que predice las emisiones de cada país con el valor del año anterior, alcanzó MAE = 10,97 MtCO2 y R^2 = 0,999, y Random Forest, que utiliza los mismos

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

predictores que los modelos GRU, logró MAE = 45,83 MtCO2 y R^2 = 0,989. La red LSTM obtuvo errores similares a los de los modelos GRU (MAE = 122,25 MtCO2).

El sobreajuste ocurre cuando el modelo captura ruido idiosincrático del conjunto de entrenamiento, deteriorando su capacidad para generalizar a datos no vistos (5), manifestándose como una divergencia creciente entre métricas de entrenamiento y validación. Para cada modelo optimizado, se analizaron las curvas de aprendizaje del entrenamiento final (hasta 200 épocas con paradas tempranas), monitorizando la pérdida de entrenamiento y la pérdida de validación, y el R^2 de entrenamiento y validación se calculó en la mejor época. Se calcularon dos indicadores cuantitativos: el primero es la brecha de pérdidas, definida como pérdida de validación menos pérdida de entrenamiento, calculada sobre los datos escalados sin los términos de regularización; dado que este indicador depende de la escala de la variable, se informa descriptivamente. El segundo indicador es la diferencia R^2, definida como entrenamiento R^2 menos validación R^2, donde valores inferiores a 0,02 indican no sobreajuste, valores entre 0,02 y 0,05 indican un ligero sobreajuste, y valores superiores a 0,05 indican sobreajuste severo.

Tabla 6. Métricas de rendimiento en el conjunto de pruebas (2022-2023)

Modelo	MAE	RMSE	R^2	MAPE (%)
No optimizado	283.64	844.74	0.053	243.43
M1	140.64	202.33	0.946	197.83
M3	138.98	201.20	0.946	196.18
M5	118.02	188.31	0.953	156.21
M1 calibrado	87.05	153.43	0.969	72.37
M3 calibrado	83.74	156.16	0.968	68.40
M5 calibrado	85.11	154.79	0.968	72.21
LSTM (5 pasos)	122.25	192.65	0.951	183.55
Persistencia (t-1)	10.97	26.11	0.999	5.11
Persistencia (t-5)	33.00	74.49	0.993	15.53
Panel de efectos fijos	74.08	128.23	0.978	125.13
Bosque Aleatorio	45.83	91.47	0.989	27.48

La Tabla 7 muestra que el modelo de un paso no presenta sobreajuste (ΔR^2 = 0,002), mientras que los modelos de tres y cinco pasos muestran un ligero sobreajuste, con diferencias en R^2 de 0,031 y brechas de pérdida de 0,262, coherentes con su mayor capacidad para ajustar las secuencias de entrenamiento. Aun así, la validación R^2 sigue siendo alta en los tres modelos (0,938 a 0,946), y la parada temprana seleccionó las mejores épocas (83, 27 y 65, respectivamente) antes de que la pérdida de validación divergiera. De manera similar, en la Figura 4, las curvas de pérdida muestran una rápida disminución durante las primeras 20 épocas, oscilaciones en la pérdida de validación de los modelos de uno y cinco pasos, y una separación gradual entre la pérdida de entrenamiento y validación en el modelo de tres pasos después de la época 20, lo que justifica el uso de paradas tempranas y de las estrategias de abandono y regularización L2.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Tabla 7. Resultados del análisis de sobreajuste

Modelo	Mejor época	Pérdida de hueco	Tren R^2	R^2 Val	ΔR^2	Diagnóstico
M1	83	0.007	0.940	0.938	0.002	No hay sobreajuste
M3	27	0.262	0.977	0.946	0.031	Ligera sobreinstalación
M5	65	0.262	0.977	0.946	0.031	Ligera sobreinstalación

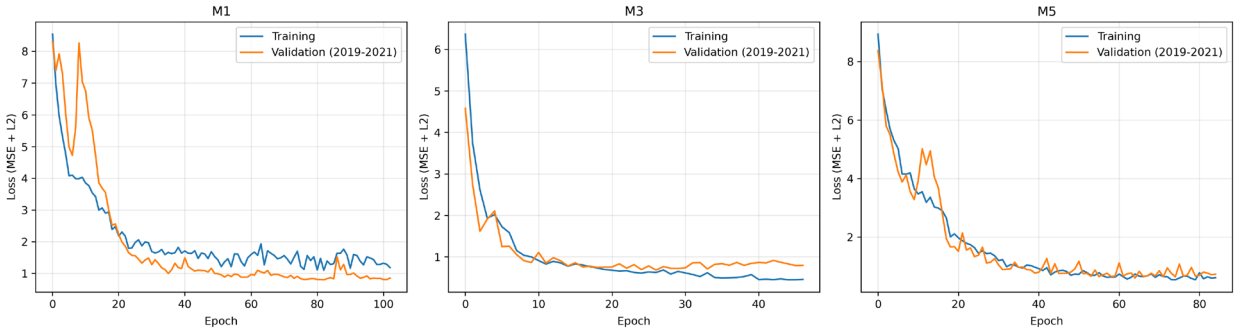


Figura 4 Resultados del análisis de sobreajuste: Curvas de pérdida para los tres modelos

La calibración posterior al procesamiento corrige estos sesgos sin reentrenamiento, mejorando la fiabilidad operativa. Siguiendo el modelo de cinco pasos de tiempo, se implementó una cadena de calibración secuencial de tres etapas (40). La primera etapa de calibración por cuarteles tiene como objetivo corregir la heteroscedasticidad en errores de predicción dependientes de la magnitud, utilizando predicciones en el conjunto de calibración correspondientes a los años 2019 a 2021 como proxy de los valores reales futuros. Los residuos se calcularon como la diferencia entre el valor real y el valor predicho, estratificando estos residuos por cuarteles del valor predicho, ya que el valor real es desconocido en el momento de la predicción. El factor de corrección se calculó como la media de los residuos por cuartil, y se aplicó corrección aditiva cuando la predicción calibrada es igual a la predicción base más el factor de cuartil correspondiente.

La Tabla 8 revela que el modelo subestima las emisiones en los cuatro cuarteles del valor previsto durante el periodo de calibración, con un sesgo moderado en los tres primeros cuarteles (+5,77 a +10,09 MtCO2) y un sesgo mucho mayor en el cuartil más alto (+46,39 MtCO2). Este comportamiento es coherente con la compresión de las predicciones hacia el centro de la distribución observada en la Tabla 5, común en redes neuronales entrenadas con Error Cuadrático Medio. La segunda etapa de postprocesamiento por rangos históricos busca evitar predicciones físicamente inverosímiles, o aquellas que residen fuera de los rangos históricos del país. Para cada país, se extrajeron las emisiones históricas del periodo 1960 a 2021 y se calcularon los límites con un margen de tolerancia, donde el límite inferior es 0,5 veces el mínimo histórico y el límite superior es 1,2 veces el máximo histórico. El límite inferior (50% del mínimo histórico) permite contracciones económicas severas evitando predicciones casi cero poco plausibles, y el límite superior (120% del máximo histórico) permite un crecimiento moderado mientras evita extrapolaciones extremas.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Tabla 8. Factores de corrección cuartiles

Cuartil	Rango del valor predicho (MtCO2) del valor previsto (MtCO2)	Factor (MtCO2)
Q1	≤ 50,4	+10.09
P2	50.4-204.5	+10.02
P3	204.5-249.9	+5.77
P4	> 249.9	+46.39

Nota. Los factores positivos indican una subestimación y se suman a la predicción base.

La tercera fase de suavizado temporal pretende garantizar la coherencia interanual penalizando cambios abruptos poco realistas, definiendo un cambio anual máximo del 25%. Para cada país y año, el cambio porcentual se calcula como el valor absoluto de la predicción del año actual menos la predicción del año anterior, dividida por la predicción del año anterior.

La Tabla 9 muestra que la calibración reduce el Error Absoluto Medio del modelo de cinco pasos en un 27,9% en el conjunto de pruebas (de 118,02 a 85,11 MtCO2) y el MAPE en un 53,8%, sin requerir reentrenamiento del modelo. Para evaluar el efecto diferencial de la calibración, los países se estratificaron en tres categorías según las emisiones de 2023, encontrando que los emisores bajos (menos de 100 millones de toneladas de CO2; 19 países) presentan una mejora del Error Absoluto Medio del 57,2% (de 84,85 a 36,30 MtCO2), principalmente porque los rangos históricos limitan la sobreestimación de los países pequeños. Los emisores medios (100 a 500 millones de toneladas de CO2; 9 países) muestran una mejora del 3,8%, y los emisores altos (más de 500 millones de toneladas de CO2; 4 países) una mejora del 6,9%, ya que la calibración no corrige la subestimación de Alemania y Japón. Por tanto, la calibración es especialmente eficaz en países de bajas emisiones, donde el sesgo del modelo base es más pronunciado.

Tabla 9. Impacto de la calibración en el rendimiento del modelo

Año 2022

Métrica	Pre-Cal.	Después de Cal.	Improvisación.	%
MAE	116.47	83.17	33.29	28.6
RMSE	191.42	156.08	35.34	18.5
R^2	0.953	0.969	0.016	1.7
MAPE (%)	146.94	70.21	76.73	52.2

Año 2023

Métrica	Pre-Cal.	Después de Cal.	Improvisación.	%
MAE	119.58	87.04	32.54	27.2
RMSE	185.16	153.48	31.68	17.1
R^2	0.953	0.968	0.015	1.5
MAPE (%)	165.48	74.22	91.26	55.2

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Análisis SHAP

La naturaleza de caja negra de las redes neuronales profundas dificulta la interpretación de mecanismos causales subyacentes, limitando la confianza y la adopción en contextos de política pública (19). Para mitigar esta limitación, se implementó SHAP (SHapley Additive ExPlanations), un método de interpretabilidad basado en la teoría cooperativa de juegos que asigna valores de contribución a cada variable predictora (41,42). Las propiedades matemáticas de SHAP incluyen aditividad, donde la suma de contribuciones es igual a la predicción menos el valor esperado de la función; consistencia local, donde si una función favorece más a una variable que otra, entonces el valor SHAP de la primera es mayor o igual al de la segunda; y ausencia, donde las variables ausentes tienen un valor SHAP igual a cero. Dado el coste computacional prohibitivo de calcular valores exactos de Shapley en redes con 19 características de entrada en cinco pasos de tiempo, se utilizó Kernel SHAP (41,42), una aproximación eficiente basada en regresión local ponderada. La explicación Kernel SHAP se aplicó al modelo de cinco pasos antes de la calibración, utilizando como fondo 20 centroides k-means de las observaciones de entrenamiento para 2004-2018, el periodo con datos observados de comercio de plásticos, y 4.000 muestras de perturbación para cada una de las 64 predicciones de prueba (32 países × 2 años). La contribución de cada variable se obtuvo como la suma de sus valores SHAP a lo largo de los cinco pasos de tiempo, expresados en MtCO2.

Para cada predicción i y variable j, un valor SHAP mayor que cero indica que la variable incrementa las emisiones previstas para la observación, ejemplificado por un valor SHAP del PIB Real de +39,78 MtCO2 para Italia en 2022, lo que significa que el PIB Real aumentó las emisiones previstas para esa observación. Un valor SHAP menor que cero indica que la variable reduce las emisiones previstas para la observación, ejemplificado por un valor SHAP de las Leyes de Economía Circular de -6,86 MtCO2 para España en 2022, año en que este país promulgó una ley de economía circular, lo que significa que esta variable redujo las emisiones previstas para esa observación. El valor absoluto del SHAP indica la magnitud del impacto o importancia, donde valores cercanos a cero indican una contribución insignificante. Se sumaron valores absolutos de SHAP en las 64 predicciones de prueba (2022-2023) para obtener una clasificación global de importancia, calculada como la media de los valores absolutos de SHAP entre observaciones.

Como se muestra en la Tabla 10, el análisis agregado SHAP de las 64 predicciones de prueba (32 países × 2 años) del modelo de cinco pasos revela que las exportaciones e importaciones de plásticos son, con diferencia, las variables más influyentes (valores absolutos medios de SHAP de 269,14 y 246,64 MtCO2), seguidas por la fuerza laboral (34,97 MtCO2), mientras que las variables restantes, excepto las leyes de economía circular, muestran contribuciones absolutas medias entre 7,80 y 10,74 MtCO2. Sin embargo, las dos variables comerciales deben interpretarse con precaución: están altamente correlacionadas (r = 0,90 para 2004-2023), actúan en direcciones opuestas en la mayoría de los países (por ejemplo, +382,74 y -427,30 MtCO2 para Alemania en 2022), y sus mayores contribuciones se concentran en Estados Unidos (+2.523,72 y +1.947,26 MtCO2 en 2022), lo que sugiere que el modelo las utiliza principalmente como indicadores del tamaño de la economía más que como motores independientes de las emisiones. Además, ambas variables se imputaron en los años previos a 2004, lo que limita la interpretación de su efecto. La

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

fuerza laboral muestra un efecto constante de reducción en el 83% de los casos, mientras que la mayoría de las variables económicas y demográficas, como el PIB real, el PIB per cápita y los grupos de edad de la población, muestran efectos mixtos cuyo signo varía entre países. En contraste, las leyes de economía circular tienen el impacto más débil de todas las variables (valor absoluto medio de SHAP de 2,15 MtCO2), con una contribución cero en 31 de las 64 predicciones y un número casi igual de casos positivos (16) y negativos (17), por lo que el modelo no identifica un efecto consistente de esta legislación sobre las emisiones durante el periodo de prueba.

Tabla 10. Valores SHAP del modelo de cinco pasos en el conjunto de pruebas (2022-2023)

Variable	Media |SHAP|	SHAP medio	Por.	Negativo.	Cero	% Pos.*	Dirección
Exportaciones de plástico	269.14	109.05	30	34	0	46.9	Mixta (varía según el país)
Importaciones de plástico	246.64	-101.66	12	52	0	18.8	Reduce las emisiones (constante)
Fuerza laboral	34.97	-1.94	11	53	0	17.2	Reduce las emisiones (constante)
PIB minero	10.73	-2.50	31	33	0	48.4	Mixta (varía según el país)
PIB real	10.30	-1.59	32	32	0	50.0	Mixta (varía según el país)
Población +65	10.27	-3.03	24	40	0	37.5	Mixta (varía según el país)
Productividad	9.98	-1.10	33	31	0	51.6	Mixta (varía según el país)
Población	9.95	0.19	33	31	0	51.6	Mixta (varía según el país)
GINI	9.73	-0.72	29	35	0	45.3	Mixta (varía según el país)
ID del país	8.95	2.54	35	29	0	54.7	Mixta (varía según el país)
Tipo de cambio	8.88	-0.08	31	33	0	48.4	Mixta (varía según el país)
Densidad de población	8.84	0.28	40	24	0	62.5	Mixta (varía según el país)
PIB de Manuf.	8.80	-1.34	36	28	0	56.2	Mixta (varía según el país)
Desempleo	8.79	-2.07	31	33	0	48.4	Mixta (varía según el país)
PIB per cápita	8.54	-1.98	26	38	0	40.6	Mixta (varía según el país)
Población 15-64	8.45	-1.01	32	32	0	50.0	Mixta (varía según el país)
Crecimiento poblacional	8.07	2.53	37	27	0	57.8	Mixta (varía según el país)
Población 0-14	7.79	1.23	42	22	0	65.6	Mixta (varía según el país)
Leyes circulares de economía	2.15	0.50	16	17	31	48.5	Mixta (varía según el país)

Nota. Valores SHAP en MtCO2. *Porcentaje de valores positivos entre valores distintos de cero; la dirección se considera consistente cuando al menos el 70% de los valores distintos de cero tienen el mismo signo.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Discusión

Los resultados de este estudio, que utiliza un modelo GRU optimizado con ventanas temporales de uno, tres y cinco pasos para predecir las emisiones de CO2 en 32 países de la OCDE durante el periodo 1960-2023, presentan tanto convergencias significativas como divergencias con el estado del arte en la predicción de emisiones mediante técnicas de aprendizaje profundo.

Los modelos calibrados de GRU alcanzaron coeficientes de determinación (R^2) entre 0,968 y 0,969 en el conjunto de pruebas (2022-2023), con el modelo calibrado de tres pasos como referencia (MAE = 83,74 MtCO2), valores comparables a los reportados en la literatura reciente mediante técnicas de aprendizaje automático (18,20,21). Por ejemplo, Moayedi et al. (21) obtuvieron un R^2 de 0,9999 con un perceptrón multicapa (MLP) optimizado en Europa Central, mientras que Tian et al. (20) informaron de un R^2 de 0,99 con regresión lineal múltiple en Estados Unidos. Sin embargo, esta comparación debe interpretarse con cautela: las emisiones anuales de CO2 son muy persistentes, por lo que un modelo simple que repite el valor del año anterior logró un R^2 de 0,999 en este estudio. Por tanto, valores altos de R^2 no demuestran por sí solos superioridad predictiva, y son necesarias comparaciones con benchmarks simples, raramente reportados en la literatura revisada, para evaluar la contribución real de los modelos complejos.

La elección de la arquitectura GRU se basó en su demostrada capacidad para modelar dependencias temporales a largo plazo con menor complejidad computacional que las redes LSTM, lo que representa una ventaja práctica significativa. Esta decisión está alineada con la tendencia identificada en el estado del arte de emplear modelos capaces de manejar no linealidades complejas y dependencias temporales (29,32). Al igual que los modelos LSTM y CNN-LSTM citados en la literatura, el GRU demostró ser eficaz para capturar la dinámica de emisiones durante 64 años de datos históricos, con la ventaja adicional de requerir menos capacidad computacional y menos parámetros, lo que reduce el riesgo de sobreajuste. En este estudio, la red LSTM con la misma configuración que el modelo de cinco pasos obtuvo errores similares a los de los modelos GRU (MAE = 122,25 MtCO2), lo que apoya la elección del GRU como una alternativa igual de precisa y más ahorrada.

Contrariamente a la hipótesis inicial, la comparación entre ventanas temporales no mostró una ventaja sistemática de historias más largas. Aunque el modelo de cinco pasos obtuvo el menor error antes de la calibración con la semilla de referencia (MAE = 118,02 MtCO2), su rendimiento fue el más sensible a la inicialización (MAE = 151,98 ± 56,32 MtCO2 en cinco semillas), mientras que los modelos de uno y tres pasos fueron más estables, y tras la calibración las tres configuraciones alcanzaron errores similares, siendo el modelo de tres pasos el más preciso y estable (MAE = 86,65 ± 4,33 MtCO2). Este resultado sugiere que, con datos anuales, la información adicional proporcionada por ventanas más largas es limitada y se compensa con una mayor variabilidad en el entrenamiento. La comparación sistemática de longitudes de ventanas y la evaluación de la robustez entre semillas aleatorias, rara vez reportada en estudios previos, constituyen por tanto una contribución metodológica de este trabajo.

El análisis SHAP converge parcialmente con el estado del arte en cuanto a la importancia de las variables económicas y demográficas. La fuerza laboral mostró un efecto reductor constante en

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

el 83% de las predicciones, mientras que el PIB real, el PIB per cápita y los grupos de edad de la población mostraron efectos mixtos cuyo signo varió entre países. Estas variables son reconocidas como determinantes clave de las emisiones en estudios previos (12,24,26); sin embargo, sus efectos heterogéneos en este estudio sugieren que su influencia depende del contexto estructural de cada país, como su mezcla energética y su especialización productiva, que el modelo no observa directamente.

Sin embargo, el análisis SHAP también reveló resultados que requieren precaución. Las exportaciones e importaciones de plásticos obtuvieron las mayores contribuciones absolutas medias (269,14 y 246,64 MtCO2), pero con signos opuestos en la mayoría de los países y con sus mayores valores concentrados en Estados Unidos. Dado que ambas variables están altamente correlacionadas (r = 0,90) y se imputaron para los años previos a 2004, estas contribuciones probablemente reflejen más el uso del comercio de plásticos como un proxy del tamaño de la economía que un efecto independiente de este comercio sobre las emisiones. Los estudios futuros deberían evaluar esta variable con series completas y con técnicas que tengan en cuenta la correlación entre predictores, como los valores SHAP agrupados o la importancia condicional de permutación.

En cuanto a variables de entrada, este estudio incorporó simultáneamente 18 variables predictoras que cubren dimensiones demográficas, económicas, comerciales y de política ambiental, representando un enfoque multidimensional más completo que la mayoría de los estudios revisados. Mientras que Li et al. (18) usaron principalmente variables de transporte y económicas, y Adebowale & Uzel (22) se centraron en el consumo energético, este estudio integró específicamente indicadores de la legislación sobre comercio de plásticos y economía circular. Esta inclusión aborda directamente la crítica recurrente en la literatura sobre la dependencia de factores univariantes o limitados (32).

Una limitación frecuentemente observada en estudios basados en datos anuales es el pequeño tamaño de la muestra. Aunque este estudio utilizó un panel de 2.048 observaciones país-año, el conjunto de pruebas incluye solo 64 observaciones (32 países en 2022 y 2023), por lo que los resultados deberían confirmarse con periodos de evaluación más largos a medida que se dispongan de nuevos datos.

Por último, las leyes de economía circular tuvieron la contribución más débil de todas las variables (valor absoluto medio de SHAP de 2,15 MtCO2), sin una dirección consistente, por lo que el modelo no identifica un efecto de esta legislación sobre las emisiones durante el periodo de prueba. Este resultado puede atribuirse al hecho de que solo se promulgaron 37 leyes en los países estudiados, la mayoría de ellas recientemente (la mitad desde 2018), y a su codificación como indicador binario del año de promulgación, que no refleja la acumulación ni la aplicación de las normativas. A medida que estas políticas maduren, sus efectos podrían hacerse observables y futuros estudios podrían representarlas mediante indicadores acumulativos de las leyes vigentes.

Este estudio presenta varias limitaciones. Primero, benchmarks simples como persistencia y Bosque Aleatorio lograron menores errores que los modelos GRU, por lo que la contribución del enfoque propuesto radica en su capacidad para relacionar emisiones con indicadores estructurales,

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

comerciales y regulatorios sin usar emisiones pasadas como insumos, en lugar de en la precisión de predicción a corto plazo. Segundo, la imputación por mediana global de variables con altas proporciones de datos faltantes, como el comercio de plásticos (68,8% y 69,7%) y la productividad (70,3%), puede introducir sesgos, especialmente en los años previos a 2004. Tercero, los resultados de las redes neuronales fueron sensibles a la inicialización, que se abordó informando de su variabilidad entre cinco semillas aleatorias. Cuarto, las variables de consumo energético fueron excluidas intencionadamente, ya que las emisiones de CO2 relacionadas con la energía son casi una identidad contable del consumo de combustibles fósiles, y su inclusión habría oscurecido la contribución de los determinantes estructurales no energéticos que el estudio pretendía analizar; no obstante, esta decisión limita la precisión predictiva del modelo. Finalmente, los valores SHAP describen asociaciones aprendidas por el modelo y no efectos causales, y el identificador numérico de país utilizado como entrada puede introducir un orden artificial entre países.

Conclusiones

Este estudio desarrolló y validó un modelo predictivo de emisiones de CO2 para 32 países de la OCDE, integrando indicadores económicos, demográficos, comerciales y de política ambiental mediante una arquitectura de red neuronal basada en Unidades Recurrentes Restringidas (GRU) optimizadas con el algoritmo Optuna. Los resultados muestran que la optimización bayesiana y la calibración post-procesado mejoran sustancialmente la precisión de las redes, aunque los modelos deben compararse con benchmarks simples para evaluar su contribución real.

En términos de rendimiento, optimización y calibración elevaron el R^2 en el conjunto de pruebas (2022-2023) de 0,053 para el modelo base a 0,968 para el modelo calibrado de tres pasos, con un error absoluto medio (MAE) de 83,74 MtCO2. Las tres ventanas temporales alcanzaron errores similares tras la calibración, y el modelo de cinco pasos fue el más sensible a la inicialización, por lo que los resultados no apoyan una ventaja sistemática de ventanas temporales más largas. Sin embargo, persistencia (MAE = 10,97 MtCO2) y el Bosque Aleatorio (MAE = 45,83 MtCO2) lograron menores errores, lo que indica que el valor de los modelos propuestos reside en relacionar las emisiones con indicadores estructurales sin usar emisiones pasadas, más que en la previsión a corto plazo.

El análisis SHAP mostró que el comercio de plásticos y la fuerza laboral fueron las variables con mayor contribución a las predicciones, aunque el efecto del comercio de plásticos probablemente refleje su papel como un proxy del tamaño de la economía que como un motor independiente de emisiones. La mayoría de las variables económicas y demográficas mostraron efectos mixtos entre países, lo que sugiere que las políticas de mitigación deberían considerar el contexto estructural de cada país en lugar de enfoques uniformes.

Persisten tres limitaciones principales: 1) la imputación de variables con altas proporciones de valores faltantes, como la productividad (70,3%) y el comercio de plásticos (68,8% y 69,7%), puede introducir sesgos sistemáticos; 2) persisten grandes errores en países con dinámicas atípicas, como Japón y Alemania, que siguen subestimados en más de 270 MtCO2 tras la calibración, lo que indica factores estructurales no capturados, como la mezcla energética, cuyas variables fueron excluidas intencionadamente; 3) SHAP describe asociaciones aprendidas por el modelo y no identifica efectos causales ni interacciones complejas entre variables.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

Metodológicamente, esta investigación aporta evidencia de que la combinación de redes neuronales recurrentes, optimización bayesiana, calibración secuencial y análisis de robustez a través de semillas aleatorias constituye un marco transparente para modelar emisiones en paneles de tiempo extensos. También refuerza la relevancia de enfoques interpretables (como SHAP) para transformar modelos de "caja negra" en herramientas útiles para la formulación de políticas medioambientales basadas en evidencia. Las leyes de economía circular mostraron la contribución más débil y ningún efecto consistente sobre las emisiones durante el periodo de prueba, lo cual es coherente con su reciente promulgación; los estudios futuros deberían evaluar su efecto con indicadores acumulativos de las leyes vigentes y periodos posteriores a la implementación más largos.

CRediT authorship contribution statement

Conceptualization - Ideas: Elcira Solano Benavides; Nelson Alandete. Data curation: Nelson Alandete, Edie Pertuz Diaz. Formal Analysis: Elcira Solano Benavides; Nelson Alandete. Investigation: Elcira Solano Benavides; Nelson Alandete. Methodology: DElcira Solano Benavides; Nelson Alandete, Edie Pertuz Díaz. Project Management: Elcira Solano Benavides. Resources: Nelson Alandete, Edie Pertuz Díaz. Software: Nelson Alandete, Edie Pertuz Diaz Supervision: Elcira Solano Benavides; Nelson Alandete. Validaction: Elcira Solano Benavides; Nelson Alandete Writing - original draft - Preparation: Nelson Alandete, Edie Pertuz Diaz. Writing - revision and editing - Preparation: Elcira Solano Benavides; Nelson Alandete, Edie Pertuz Díaz.

Financiación: Esta investigación no recibió financiación externa.

Declaración de conflicto de intereses: Los autores declaran que no hay conflictos de interés.

Referencias

(1) IPCC (Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático). Cambio climático 2021: la base de las ciencias físicas. Contribución del Grupo de Trabajo I al Sexto Informe de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático. Cambridge: Cambridge University Press; 2021.

https://doi.org/10.1017/9781009157896

(2) Friedlingstein P, O'Sullivan M, Jones MW, Andrew RM, Bakker DCE, Hauck J, et al. Presupuesto global de carbono 2023. Datos de Ciencia de la Tecnología de la Tierra. 2023; 15(12):5301-5369. https://doi.org/10.5194/essd-15-5301-2023

(3) Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). Perspectivas medioambientales de la OCDE para 2050: las consecuencias de la inacción. París: OECD Publishing; 2012. https://doi.org/10.1787/9789264122246-en

(4) Tian Y, Ren X, Li K, Li X. Previsión de emisiones de dióxido de carbono: Revisión de modelos existentes y desafíos futuros. Sostenibilidad. 2025; 17(4):1471.

https://doi.org/10.3390/su17041471

(5) Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Aprendizaje profundo. Cambridge (MA): MIT Press; 2016. https://mitpress.mit.edu/9780262035613/deep-learning/

(6) Geissdoerfer M, Savaget P, Bocken NMP, Hultink EJ. La economía circular: ¿un nuevo paradigma de sostenibilidad? J Clean Prod. 2017; 143:757-768.

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014

https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.12.048

(7) Houdou A, El Badisy I, Khomsi K, Abdala SA, Abdulla F, Najmi H, et al. Enfoques interpretables de aprendizaje automático para predecir y predecir la contaminación del aire: una revisión sistemática. Aerosol Air Qual Res. 2024; 24(1):230151.

https://doi.org/10.4209/aaqr.230151

(8) Pachauri RK, Allen MR, Barros VR, Broome J, Cramer W, Christ R, et al. Cambio climático 2014: informe de síntesis. Contribución de los Grupos de Trabajo I, II y III al Quinto Informe de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático. Ginebra: IPCC; 2014.

https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/05/SYR_AR5_FINAL_full_wcover.pdf

(9) Fundación Ellen MacArthur. Completando el panorama: cómo la economía circular aborda el cambio climático (Internet). 2019 (citado 11 de julio de 2026). Disponible en: https://www.ellenmacarthurfoundation.org/publications/completing-the-picture

(10) Zheng X, Streimikiene D, Balezentis T, Mardani A, Cavallaro F, Liao H. Revisión de los perfiles de emisiones de gases de efecto invernadero, dinámicas y esfuerzos de mitigación del cambio climático entre los principales actores del cambio climático. J Clean Prod. 2019;234:1113-33. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.06.140

(11) Bajic A, Kiesel R, Hellmich M. Manejar con cuidado: desafíos en los datos de emisiones a nivel de empresa para evaluar riesgos financieros derivados del cambio climático. J Clim Finanzas. 2023;5:100017.

https://doi.org/10.1016/j.jclimf.2023.100017

(12) Liddle B, Pulmón S. Estructura de edades, urbanización y cambio climático en países desarrollados: revisitando STIRPAT para impactos ambientales desagregados relacionados con la población y el consumo. Popul Environ. 2010; 31(5):317-343.

https://doi.org/10.1007/s11111-010-0101-5

(13) Zheng J, Suh S. Estrategias para reducir la huella de carbono global de los plásticos. Nat Clim Change. 2019;9:374-378.

https://doi.org/10.1038/s41558-019-0459-z

(14) Costantini L, Laio F, Mariani MS, Ridolfi L, Sciarra C. Previsión de emisiones nacionales de CO2 a nivel mundial. Sci Rep. 2024;14:22438.

https://doi.org/10.1038/s41598-024-73060-0

(15) PNUMA (Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente). Informe sobre la brecha de emisiones 2020 (Internet). 2020 (citado 11 de julio de 2026). Disponible en: https://www.unep.org/resources/emissions-gap-report-2020

(16) Wood R, Grubb M, Anger-Kraavi A, Pollitt H, Rizzo B, Alexandri E, et al. Más allá de las transferencias de emisiones pico: impactos históricos de la globalización y futuros impactos de las políticas climáticas en las transferencias internacionales de emisiones. Política Climática. 2020; 20(sup1): S14-S27.

https://doi.org/10.1080/14693062.2019.1619507

(17) Fan R, Zhang X, Bizimana A, Zhou T, Liu JS, Meng XZ. Logrando la neutralidad de carbono de China: predicción de los factores impulsores de la emisión de CO2 mediante redes neuronales artificiales. J Clean Prod. 2022;362:132331.

https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132331

(18) Li X, Ren A, Li Q. Explorando los patrones de emisiones de CO2 relacionadas con el transporte mediante métodos de aprendizaje automático. Sostenibilidad. 2022; 14(8):4588.

https://doi.org/10.3390/su14084588

(19) Anonna FR, Mohaimin MR, Ahmed A, Nayeem MB, Akter R, Alam S, et al. Predicción basada en aprendizaje automático de las emisiones de CO2 de EE. UU.: desarrollo de modelos para la predicción y formulación de políticas sostenibles. J Environ Agric Stud. 2023; 4(3):85-99.

https://doi.org/10.32996/jeas.2023.4.3.12

(20) Tian L, Zhang Z, He Z, Yuan C, Xie Y, Zhang K, et al. Predicción de emisiones de CO2 basadas en energía en Estados Unidos usando aprendizaje automático: un camino para mitigar el cambio climático. Sostenibilidad. 2025; 17(7):2843.

https://doi.org/10.3390/su17072843

(21) Moayedi H, Mukhtar A, Alshammari S, Boujelbene M, Elbadawi I, Thi QT, et al. Predicción de CO2 para países de Europa Central mediante cinco técnicas de optimización metaheurística que ayudan al perceptrón multicapa. Eng Appl Comput Fluid Mech. 2024; 18(1):2327437.

https://doi.org/10.1080/19942060.2024.2327437

(22) Adebowale K, Uzel R. Previsión de emisiones de CO2 en Suecia con una red neuronal bayesiana (tesis de grado). Estocolmo: KTH Royal Institute of Technology, portal DiVA; 2023.

https://www.essays.se/essay/bfbf619c31/

(23) Ma N, Shum WY, Han T, Lai F. ¿Se puede aplicar el aprendizaje automático al análisis de emisiones de carbono? una aplicación al análisis de emisiones de CO2 usando regresión de procesos gaussianos. Front Energy Res. 2021;9:756311.

https://doi.org/10.3389/fenrg.2021.756311

(24) Ene Yalçın S. Desarrollo de un marco de predicción basado en algoritmos avanzados de aprendizaje automático para emisiones de gases de efecto invernadero. Sistemas. 2024; 12(12):528. https://doi.org/10.3390/systems12120528

(25) Nie W, Ao O, Duan H. Un novedoso modelo de predicción gris con una red neuronal de alimentación basada en un sistema de evolución dinámica de emisiones de carbono y su aplicación. Environnement Sci Pollut Res. 2023; 30(8):20704-20.

https://doi.org/10.1007/s11356-022-23541-4

(26) Jena PR, Managi S, Majhi B. Previsión de las emisiones de CO2 a nivel global: un modelado de redes neuronales artificiales multicapa. Energías. 2021; 14(19):6336.

https://doi.org/10.3390/en14196336

(27) Ahmadi MH, Dehghani Madvar M, Sadeghzadeh M, Rezaei MH, Herrera M, Shamshirband S. Investigación actual y predicción de emisiones de dióxido de carbono en países latinoamericanos mediante modelos conexionistas. Energías. 2019; 12(10):1916.

https://doi.org/10.3390/en12101916

(28) Chauhan N. Prediciendo la emisión de CO2 por tipo de cultivo usando aprendizaje automático y algoritmos de redes neuronales (tesis de máster). Tilburg: Universidad de Tilburg; 2020.

https://arno.uvt.nl/show.cgi?fid=156400

(29) Li F, Hu Y, Wang L. Predicción de emisiones de carbono usando CNN-LSTM. Int J Multidiscip Res Publ. 2022; 5(6):30-5.

https://ijmrap.com/wp-content/uploads/2022/11/IJMRAP-V5N5P146Y22.pdf

(30) Han Z, Cui B, Xu L, Wang J, Guo Z. Acoplamiento de redes neuronales LSTM y CNN para una predicción precisa de emisiones de carbono en 30 provincias chinas. Sostenibilidad. 2023; 15(18):13934.

https://doi.org/10.3390/su151813934

(31) Mustafa F, Bu L, Wang Q, Yao N, Shahzaman M, Bilal M, et al. Estimación basada en redes neuronales de las emisiones antropogénicas de CO2 a escala regional usando un conjunto de datos Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2) sobre Asia Oriental y Occidental. Atmos Meas Tech. 2021; 14(11):7277-7290.

https://doi.org/10.5194/amt-14-7277-2021

(32) Ajala AA, Adeoye OL, Salami OM, Jimoh AY. Un examen de la predicción diaria de emisiones de CO2 mediante un análisis comparativo de aprendizaje automático, aprendizaje profundo y modelos estadísticos. Environ Sci Pollut Res. 2025; 32(5):2510-35.

https://doi.org/10.1007/s11356-024-35764-8

(33) Keerthana KB, Wu SW, Wu ME, Kokulnathan T. El consumo energético de Estados Unidos y las emisiones de dióxido de carbono: una previsión integral utilizando un modelo de regresión. Sostenibilidad. 2023; 15(10):7932.

https://doi.org/10.3390/su15107932

(34) Fatima N, Zheng Y, Guohua N. Globalización, calidad institucional, crecimiento económico y emisiones de CO2 en países de la OCDE: un análisis con GMM y regresión cuantil. Front Environnement Sci. 2022; 10:967050.

https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.967050

(35) Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, Michel V, Thirion B, Grisel O, et al. Scikit-learn: aprendizaje automático en Python. J Mach Learn Res. 2011;12:2825-30.

https://jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf

(36) Rousseeuw PJ, Hubert M. Estadísticas robustas para la detección de valores atípicos. Wiley Interdiscip Rev Data Min Knowl Discov. 2011; 1(1):73-9.

https://doi.org/10.1002/widm.2

(37) Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, Bahdanau D, Bougares F, Schwenk H, et al. Aprendiendo representaciones de frases usando codificador-decodificador RNN para traducción automática estadística. En: Actas de la Conferencia de 2014 sobre Métodos Empíricos en Procesamiento de Lenguaje Natural (EMNLP); 2014. p. 1724-34.

https://doi.org/10.3115/v1/D14-1179

(38) Akiba T, Sano S, Yanase T, Ohta T, Koyama M. Optuna: un marco de optimización de hiperparámetros de próxima generación. En: Actas de la 25ª Conferencia Internacional ACM SIGKDD sobre Descubrimiento de Conocimiento y Minería de Datos; 2019. p. 2623-31.

https://doi.org/10.1145/3292500.3330701

(39) Bergstra J, Yamins D, Cox D. Creando una ciencia de la búsqueda de modelos: optimización de hiperparámetros en cientos de dimensiones para arquitecturas de visión. En: Conferencia Internacional sobre Aprendizaje Automático. PMLR; 2013. p. 115-23.

https://proceedings.mlr.press/v28/bergstra13.pdf

(40) Guo C, Pleiss G, Sun Y, Weinberger KQ. Sobre la calibración de redes neuronales modernas. En: Conferencia Internacional sobre Aprendizaje Automático. PMLR; 2017. p. 1321-30.

https://proceedings.mlr.press/v70/guo17a/guo17a.pdf

(41) Lundberg SM, Lee SI. Un enfoque unificado para interpretar predicciones de modelos. Avanzado Neuro Inf Process Syst. 2017; 30:4765-74.

https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874

(42) Lundberg SM, Erion G, Chen H, DeGrave A, Prutkin JM, Nair B, et al. Desde explicaciones locales hasta comprensión global con IA explicable para árboles. Nat Mach Intell. 2020; 2(1):56-67.

https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9

doi: 10.25100/iyc.v28i3.16014