#66

Observatorio de Divulgación Financiera

Febrero 2026
Depósito legal: B 21662-2012

DOCUMENTO DE TRABAJO

La huella de carbono de la investigación en economía en la era de la IA generativa

Andres Alonso-Robisco

IEF Instituto de Estudios Financieros
Research Institute

Caja Ingenieros FUNDACIÓN

Abstract

La IA generativa está cambiando la forma en que se produce investigación en economía, sobre todo en tareas intensivas en programación. Ese cambio puede elevar la productividad, pero también abaratar la prueba y error y, con ello, aumentar el cómputo redundante, el consumo energético y las emisiones. Este trabajo analiza esa tensión en un caso concreto y frecuente: la construcción de una revisión de literatura a gran escala apoyada en modelización de temáticas con Latent Dirichlet Allocation (LDA). Aunque el caso empírico es específico, la pregunta de fondo es más amplia: si la IA facilita producir código más deprisa, también puede facilitar producir más cómputo del necesario. Comparamos dos versiones del mismo procedimiento: (i) un cuaderno desarrollado con asistencia de Gemini y (ii) una versión reconstruida y depurada con GPT 5 bajo criterios explícitos de eficiencia (*green prompting*), orientados a consolidar configuración, evitar recálculos y limitar exploraciones de bajo retorno. Medimos tiempo, líneas de código ejecutables y emisiones estimadas con `CodeCarbon`. La versión depurada reduce el tiempo de 4343 a 1819 segundos (58,1%), las emisiones de 45,88 a 22,94 g de CO2e (50,0%) y el código de 787 a 323 líneas (59,0%), manteniendo una equivalencia práctica de resultados. La conclusión principal es sencilla: la eficiencia no surge automáticamente por usar asistentes de IA, sino por cómo el investigador guía su uso, fija restricciones operativas y elimina cómputo innecesario.

1. Introducción

Las revisiones de literatura son un punto de partida casi obligado en investigación en economía y finanzas: antes de plantear una contribución, el investigador necesita situarla en un campo, identificar qué se sabe, qué está en debate y dónde quedan lagunas. Sin embargo, esta tarea está cada vez más condicionada por la escala. El crecimiento del volumen de documentos de trabajo y artículos hace más difícil sostener síntesis puramente narrativas, y ha favorecido la adopción de enfoques de análisis de textos como datos que permiten obtener un primer mapa de un campo y orientar una lectura posterior en profundidad (Gentzkow et al. 2019; Ash and Hansen 2023). En la práctica, parte de la exploración inicial se apoya en procedimientos de aprendizaje automático, como la modelización de temáticas, que identifican patrones y áreas latentes en grandes colecciones de textos y ayudan a organizar el corpus antes de entrar en la lectura detallada. En este conjunto de herramientas, técnicas como Latent Dirichlet Allocation (LDA) se han consolidado como un estándar pragmático para construir taxonomías interpretables de grandes corpus: cada documento carga en varios temas y los temas se describen como distribuciones de palabras (Blei et al. 2003; Blei 2012). En economía y áreas afines, estos modelos se han utilizado con un propósito finalista: describir la evolución de un campo, identificar regularidades y acotar qué debe leerse con detalle (Ambrosino et al. 2018; Wehrheim 2019).

Esta forma de síntesis no es gratuita desde el punto de vista computacional. A medida que crecen los corpus y se sofistiquen los pasos de preparación del texto, ajuste de modelos y evaluación de su calidad, aumentan tanto el tiempo de ejecución como la complejidad del código necesario para llevar a cabo el análisis. En consecuencia, el conocimiento sobre cómo elaborar una correcta modelización de temáticas puede convertirse en una barrera de entrada práctica para muchos investigadores: requiere destrezas de programación, decisiones técnicas no triviales y capacidad de iterar sobre especificaciones y diagnósticos.

En este contexto, se está extendiendo el uso de asistentes de programación basados en IA generativa, que facilitan la escritura, depuración y reorganización del código y reducen el coste de prototipar y ajustar estos procedimientos. De hecho, la IA generativa añade una capa nueva a este tipo de ejercicios y, en general, a la práctica investigadora en economía (Korinek 2023a, 2023b, 2025). Su adopción no se limita a automatizar partes del tratamiento de datos o de la modelización: también se utiliza para explorar ideas, contrastar argumentos, organizar la revisión de literatura, mejorar borradores y apoyar el razonamiento paso a paso en problemas técnicos. En este conjunto de usos, un papel especialmente relevante lo ocupa la producción de código. Cada vez es más habitual que el diseño, la escritura y la reorganización del código se apoyen en asistentes basados en grandes modelos de lenguaje. Esta práctica reduce el coste de prototipar e iterar, incluyendo depurar y documentar, y puede modificar la función de producción de un survey o revisión económica: decisiones que antes se explicitaban por el investigador (por ejemplo, especificación de hiperparámetros del modelo de aprendizaje automático, búsqueda del número óptimo de temáticas, o qué visualizar y qué almacenar) pasan a delegarse de forma parcial en el asistente mediante interacciones sucesivas.

Sin embargo, esta delegación no es neutra. Cuando la iteración es barata, aumentan tanto la exploración como el riesgo de cómputo redundante, en especial en entornos en la nube donde pequeñas decisiones de diseño se traducen en minutos de ejecución acumulada. Una literatura incipiente sobre IA verde (*Green AI*, en su formulación habitual en inglés) documenta que estos sistemas pueden implicar consumos energéticos y emisiones relevantes, sobre todo cuando su uso se integra de forma intensiva en tareas habituales. En este trabajo usamos *Green AI* en ese sentido estricto: la sostenibilidad ambiental de cómo se diseñan, ejecutan y despliegan sistemas y flujos de trabajo de IA. No nos referimos aquí a la IA aplicada a resolver problemas ambientales, aunque ambas agendas estén relacionadas. Los primeros trabajos se centraron en el

coste del entrenamiento (Strubell et al. 2019), mientras que contribuciones recientes muestran que, en sistemas desplegados a gran escala, la inferencia puede dominar el consumo energético del ciclo de vida (Jegham et al. 2025). Además, se han señalado otras presiones ambientales asociadas a infraestructura y recursos, como el uso de agua (Li et al. 2025). Esta evidencia ha impulsado el desarrollo de la agenda de IA verde, que propone evaluar el progreso en aprendizaje automático no solo por rendimiento, sino también por eficiencia computacional, energía, huella ambiental y transparencia en el reporte de costes (Schwartz et al. 2019; Verdecchia et al. 2023).

Estas dos agendas, productividad con IA generativa y sostenibilidad de sistemas de IA, siguen relativamente desconectadas en la práctica investigadora en economía. Por un lado, el debate sobre asistentes de IA se ha centrado en productividad, calidad, reproducibilidad y cambios en el trabajo académico. Por otro lado, la IA verde ha puesto el foco sobre todo en el coste de los propios modelos fundacionales, con mucha menos atención a los flujos de trabajo científicos que se construyen y ejecutan con apoyo de IA generativa. Sin embargo, para muchos usuarios ese es el punto donde la cuestión se vuelve más tangible: no solo importa cuánta energía consume el modelo en abstracto, sino también qué tipo de prácticas fomenta en el trabajo cotidiano y cuánto cómputo adicional induce en tareas habituales. Como resultado, disponemos de poca evidencia sistemática sobre la huella computacional de ejercicios de investigación económica desarrollados con asistencia de IA, y sobre hasta qué punto dicha huella depende de cómo se conduce el proceso de generación y depuración de código.

En el fondo, el trabajo parte de una pregunta sencilla: si dos formas de llegar al mismo resultado analítico generan costes computacionales distintos, entonces una parte relevante del impacto ambiental no depende solo del modelo utilizado, sino también de la manera en que se trabaja con él. Esta intuición permite llevar una discusión a menudo presentada en términos muy técnicos al terreno más concreto de la organización del trabajo investigador.

Este trabajo conecta ambas agendas mediante un caso de uso representativo: la construcción de un ejercicio de modelización de temáticas con LDA para una revisión de literatura a gran escala, ejecutado en Google Colab y medido con `CodeCarbon` (Lacoste et al. 2019; Courty et al. 2023).[1] El objetivo no es proponer innovaciones metodológicas en revisiones automatizadas de literatura económica, sino documentar cómo prácticas distintas de producción de código, asistidas por IA generativa, se traducen en diferencias de coste computacional para el mismo objetivo analítico. En concreto, comparamos dos versiones del mismo ejercicio: (i) una implementación extensa desarrollada de forma iterativa con asistencia de Gemini (Google), y (ii) una versión depurada y más eficiente, reconstruida con GPT 5 (OpenAI) mediante técnicas de *green prompting*, entendidas aquí como instrucciones explícitas orientadas a reducir redundancias, acotar exploraciones y priorizar implementaciones ligeras.

Nuestra contribución empírica es, por tanto, una comparación del coste algorítmico del mismo ejercicio bajo dos modos de asistencia. Medimos tiempo de ejecución, líneas de código ejecutables y emisiones estimadas de CO_2e. En resultados agregados, la versión depurada reduce el tiempo de 4343 a 1819 segundos (58,1%), las emisiones de 45,88 a 22,94 g de CO_2e (50,0%) y el código de 787 a 323 líneas ejecutables (59,0%), manteniendo salidas equivalentes en términos de temas, coherencia y productos de análisis. Más allá del caso concreto, el resultado relevante es conceptual: una parte importante de la huella no depende solo del método elegido, sino también de cómo se organiza el proceso de trabajo alrededor de ese método. Estos ahorros se asocian sobre todo a una mejor disciplina de diseño y a la eliminación de duplicidades alrededor de los pasos más costosos, más que a cambios en el núcleo del método. No obstante, este diseño no permite separar el efecto del modelo del efecto de las instrucciones y del proceso de refactorización, de modo que la evidencia debe leerse como aplicada y descriptiva, no como identificación causal de mecanismos. La conclusión principal es operativa: la eficiencia no surge automáticamente por usar un asistente, sino que depende de que el investigador traduzca el objetivo analítico en restricciones y criterios claros, y conduzca el desarrollo del código de forma deliberada.

[1] Este trabajo parte de un corpus bibliográfico ya utilizado en una revisión previa utilizando LDA y lo reorienta a la medición de huella en la generación y depuración de código (Alonso-Robisco 2025).

El resto del trabajo se organiza como sigue. La Sección 2 revisa la literatura relacionada sobre IA generativa en la práctica investigadora en economía y sobre IA verde, con énfasis en medición de huella, eficiencia de inferencia, arquitectura e infraestructura. La Sección 3 describe el ejercicio, el entorno de ejecución y la medición de huella computacional. La Sección 4 presenta los resultados agregados de la comparación entre versiones. Por último, la Sección 5 discute implicaciones para la práctica investigadora y para el reporte de métricas computacionales, así como limitaciones y líneas de trabajo futuro.

2. Revisión de la literatura: IA generativa en economía y finanzas, y Green AI

La adopción de IA generativa en economía y finanzas se está produciendo por una vía muy concreta: la asistencia en tareas que, hasta ahora, imponían costes altos de tiempo y de especialización. En particular, la programación y la construcción de ejercicios reproducibles se benefician de forma inmediata de sistemas capaces de proponer código, explicarlo, depurarlo y reorganizarlo. En este sentido, la IA generativa no solo afecta a la investigación como objeto de estudio, sino también como tecnología de propósito general que se integra en el propio proceso de producción científica. La literatura reciente subraya que estos sistemas pueden apoyar un abanico amplio de tareas, desde búsqueda de antecedentes y discusión de ideas hasta escritura y análisis, con un papel destacado en la producción de código y en la construcción de flujos de trabajo completos (Korinek 2023a, 2023b, 2025). En paralelo, la evidencia empírica empieza a documentar mejoras relevantes de productividad asociadas a su adopción, con incrementos de producción científica y ganancias moderadas de calidad en ciencias sociales y del comportamiento, especialmente en perfiles jóvenes y en tareas con alta carga técnica o lingüística (Filimonovic et al. 2025). En conjunto, estas contribuciones sugieren que la combinación de grandes volúmenes de texto, herramientas computacionales y asistencia basada en modelos de lenguaje está alterando la forma en que se escala el trabajo de investigación, incluyendo decisiones que antes quedaban codificadas explícitamente por el investigador en su propio código.

Para la investigación económica aplicada, la promesa de productividad es especialmente visible en tareas donde la interacción computacional era costosa: limpieza de datos, construcción de procedimientos de estimación, generación de diagnósticos y preparación de resultados reproducibles. La programación se convierte así en un canal principal de adopción, pero también en un punto donde se puede acumular complejidad. Cuando un asistente reduce el coste de escribir y probar variantes, se amplía el conjunto de alternativas consideradas y se acelera la producción, pero también aumenta el riesgo de incorporar comprobaciones redundantes, duplicar pasos de preparación del texto o generar salidas accesorias. En entornos de computación en la nube, este margen importa porque pequeñas decisiones de diseño se traducen en tiempo de ejecución acumulado y, por tanto, en consumo energético asociado. En este sentido, la productividad puede venir acompañada de un trade-off (compromiso o tensión) con el coste medioambiental si la reducción del coste de iterar se traduce en cómputo redundante.

En paralelo a esta expansión de uso, ha crecido el interés por la sostenibilidad ambiental de los sistemas de IA. En las últimas décadas, la investigación sobre aprendizaje automático ha tendido a priorizar mejoras de rendimiento predictivo, con incrementos de escala que implican mayor consumo energético y mayores emisiones. La literatura de Green AI plantea que el progreso debería evaluarse también por eficiencia computacional y huella ambiental, y promueve prácticas como algoritmos más eficientes y transparencia en el reporte de costes computacionales (Schwartz et al. 2019; Verdecchia et al. 2023). Conviene precisar el término, porque en el debate público suele mezclarse con otra idea distinta. En este trabajo, Green AI se refiere a analizar y reducir el impacto ambiental de la propia IA. En cambio, la IA aplicada a fines ambientales, por ejemplo para monitorizar riesgos físicos, mejorar predicción climática o apoyar la gestión de sistemas energéticos, pertenece a otro plano. La distinción es relevante: que la IA se aplique a objetivos ambientales no implica que su producción y uso sean sostenibles, y una evaluación completa requiere considerar ambos planos.

Cuadro 1. Qué entendemos por Green AI en este trabajo

Elemento	Alcance en este trabajo
IA para sostenibilidad (*AI for Green*)	Uso de sistemas de IA para contribuir a objetivos ambientales, como predicción climática, monitorización o gestión energética. No es el foco principal de este trabajo.
Eficiencia energética de IA (*Green AI*)	Sostenibilidad ambiental de la propia IA y de los flujos de trabajo asistidos por IA: consumo energético, emisiones y eficiencia computacional. Este es el sentido en que usamos el término en el artículo.

Esta distinción también ayuda a ordenar el debate desde una perspectiva económica. La IA aplicada al medioambiente suele evaluarse por su contribución a objetivos de mitigación, adaptación o gestión de riesgos climáticos, y encaja bien en marcos de política pública. En cambio, cuando se considera el impacto ambiental de la propia IA, el problema se desplaza hacia decisiones de eficiencia, diseño de infraestructuras y reglas de uso. Se trata de un ámbito donde aparecen compromisos entre precisión, latencia, seguridad y consumo energético, y donde la eficiencia se convierte en criterio de elección. En este sentido, la IA verde no es solo un debate técnico, sino también un debate de asignación de recursos: qué coste computacional se justifica para obtener qué ganancia informativa o qué mejora de rendimiento, y bajo qué restricciones.

A partir de aquí, una síntesis narrativa de la IA verde puede ordenarse en torno a cuatro líneas principales que se refuerzan entre sí:

1. **Medición y reporte:** cómo estimar consumo energético y emisiones de forma comparable, qué supuestos adoptar sobre la intensidad de carbono de la electricidad y qué métricas permiten interpretar resultados en contextos distintos (Henderson et al. 2020; Lannelongue et al. 2021; Courty et al. 2023).
2. **Eficiencia de inferencia y diseño de arquitecturas:** técnicas y decisiones de diseño orientadas a reducir costes por consulta (especialmente relevantes cuando la inferencia domina el ciclo de vida), así como enfoques recientes que conectan eficiencia con patrones de uso y evaluación del impacto en inferencia (Google Cloud 2025; Ranpara 2025).
3. **Infraestructura y sistemas***:* la huella depende de la combinación de hardware, tasas de utilización, localización y estrategias de planificación, y no solo del algoritmo, lo que abre el espacio a enfoques de computación consciente del carbono y a optimizaciones conjuntas modelo e infraestructura (Bian et al. 2023; Wang et al. 2025).
4. **Compromisos multiobjetivo:** la eficiencia se discute junto a restricciones de seguridad, robustez o calidad, sugiriendo que reducir emisiones suele implicar decisiones y renuncias explícitas, no mejoras automáticas (Bengio et al. 2024; Dalrymple et al. 2024).

Este marco permite formular una hipótesis operativa sobre el uso de IA generativa en investigación económica: si una parte relevante del impacto ambiental depende de decisiones de diseño y de qué cómputo se considera necesario, entonces la programación y la refactorización del código pasan a ser un margen central de eficiencia. La IA generativa puede acelerar la producción, pero también inducir redundancias si el investigador no fija criterios claros sobre qué estimar, cuándo detener la exploración, qué diagnósticos son imprescindibles y qué salidas merece la pena generar y almacenar. En este sentido, la eficiencia no depende solo de modelos más ligeros o de infraestructura más limpia, sino también de mantener al ser humano en el circuito, como instancia que guía y limita la interacción con la máquina: decidir qué se hace, con qué nivel de detalle, y qué se evita recomputar. Esta conexión motiva el análisis empírico de las secciones siguientes.

3. Diseño empírico y medición de huella computacional

Mirado en conjunto, el diseño compara dos maneras de construir el mismo producto analítico: una revisión de literatura asistida por IA y apoyada en modelización de temáticas. La comparación no busca decidir qué asistente "es mejor" en abstracto, sino observar cuánto cambia el coste computacional cuando el flujo de trabajo se desarrolla de forma más exploratoria o de forma más depurada. En ese sentido, el caso técnico funciona como una ilustración concreta de una cuestión más amplia sobre productividad, eficiencia y sostenibilidad.

El ejercicio empírico se apoya en un caso de uso representativo de revisión de literatura a gran escala mediante modelización de temáticas. Para ello usamos el mismo corpus que Alonso-Robisco (2025), en el cual se analiza la intersección entre inteligencia artificial y economía o finanzas a partir de una extracción de trabajos en Scopus.[2] La consulta combina términos asociados a IA (por ejemplo, Generative AI, Artificial Intelligence, Machine Learning, Natural Language Processing y Large Language Models) con términos económicos y financieros (por ejemplo, Finance, Economics, Financial Planning e Investment), y restringe los resultados a cinco áreas temáticas: Decision Sciences, Business Management and Accounting, Economics, Econometrics and Finance, Social Sciences y Energy. La consulta devuelve 19,185 registros y, tras eliminar entradas sin resumen o con resúmenes vacíos, el corpus final queda en 19,095 documentos.

Trabajamos con resúmenes porque constituyen un formato relativamente estandarizado de presentación científica: condensan qué afirman hacer los autores, qué métodos destacan y qué contribuciones consideran más relevantes. Para nuestro objetivo, esta capa textual ofrece un equilibrio útil entre comparabilidad y escala, y permite analizar un volumen alto de documentos sin necesidad de acceder al texto completo. [3]

Sobre este corpus se ejecuta un procedimiento estándar de Latent Dirichlet Allocation (LDA), entendido como una herramienta pragmática para construir una taxonomía interpretable del campo: cada documento carga en varios temas y cada tema se describe como una distribución de palabras (Blei et al. 2003; Blei 2012). La implementación evaluada no se limita a estimar el modelo, sino que reproduce el tipo de proceso que suele acompañar un ejercicio aplicado de revisión. En primer lugar, se realiza el preprocesamiento del texto, con limpieza y normalización, tokenización, eliminación de palabras vacías y lematización, generando un texto apto para su representación vectorial. En segundo lugar, se estima LDA para un conjunto de valores candidatos del número de temas, con el objetivo práctico de seleccionar una especificación razonable mediante diagnósticos como medidas de coherencia. En tercer lugar, se generan salidas destinadas a la interpretación: listas de términos representativos, asignaciones documento tema y tablas de resúmenes que facilitan etiquetado y lectura dirigida. Finalmente, se producen productos auxiliares habituales en una revisión basada en texto, como representaciones de prevalencia temática en el tiempo y exportaciones para inspección manual. Esta secuencia refleja que el coste total no proviene solo del ajuste del modelo, sino también de tareas de selección e interpretación que rodean la estimación.

[2] Search query: (TITLE-ABS-KEY((GenAI) OR ("Generative AI") OR ("Agent* AI") OR ("Artificial Intelligence") OR ("Machine learning") OR ("Natural Language Processing") OR ("Large Language Model*") OR (LLM*)) AND TITLE-ABS-KEY(("Financial management") OR (Finance) OR (Economics) OR ("Financial planning") OR (Financial) OR (Investment*))) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA,"DECI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA,"BUSI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA,"ECON") OR LIMIT-TO (SUBJAREA,"SOCI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA,"ENER")).

[3] Tras el preprocesamiento, el corpus contiene 37,975 tokens únicos y la longitud media de los resúmenes es 122,53 tokens, consistente con el tamaño habitual de este género de texto académico. Esta regularidad también es relevante desde el punto de vista computacional, ya que el coste de tokenización, limpieza, construcción de representaciones y estimación del modelo escala con el tamaño de los documentos.

La construcción del cuaderno original se realizó en Google Colab, apoyándose de forma iterativa en Gemini como asistente de código. El proceso fue incremental: para cada fase se solicitaba código, se ejecutaba, se depuraba y se ampliaba en función de resultados intermedios. Este modo de trabajo es habitual cuando se explora un corpus grande, porque facilita avanzar por aproximaciones sucesivas y ajustar decisiones prácticas sobre limpieza de texto, parámetros del modelo y salidas para interpretación. A la vez, este estilo de desarrollo tiende a generar redundancias: celdas repetidas, comprobaciones duplicadas, importaciones dispersas, reejecuciones innecesarias y salidas post estimación más amplias de lo imprescindible para el objetivo analítico. En conjunto, estas decisiones aumentan la extensión del código y el tiempo de ejecución, y por tanto la huella computacional del ejercicio.

En cambio, la segunda implementación se obtiene a partir de un proceso de depuración y reconstrucción completa del cuaderno con GPT 5, aplicando lo que denominamos, de forma amplia, green prompting. Aquí, más que una plantilla rígida de instrucciones, se trata de una disciplina de refactorización guiada por eficiencia: consolidar parámetros en una configuración única, modularizar funciones, evitar pasos repetidos, reducir copias en memoria, acotar exploraciones innecesarias y concentrar las salidas más costosas solo donde aportan valor interpretativo. El objetivo analítico se mantiene constante, pero se reduce el sobrecoste asociado al desarrollo exploratorio y a la acumulación de lógica redundante.

Cuadro 2. Lectura rápida del diseño empírico.

Pregunta	Respuesta en este trabajo
Qué se compara	Dos versiones del mismo ejercicio de revisión de literatura con LDA.
Qué se mantiene constante	El objetivo analítico, el corpus y el tipo de salidas obtenidas.
Qué cambia	La forma de producir y depurar el código con asistencia de IA.
Qué se mide	Tiempo de ejecución, líneas de código y emisiones estimadas de CO_2e.
Qué no se mide directamente	El consumo del asistente de IA en el centro de datos.

La medición de huella se realiza con tres métricas complementarias. La primera es el tiempo total de ejecución, registrado de forma directa y reproducible como aproximación transparente a la intensidad computacional. La segunda es el volumen de código ejecutable, medido como líneas de código, que aproxima complejidad, mantenimiento y probabilidad de redundancia. La tercera es una estimación de emisiones de CO_2e mediante `CodeCarbon`, que combina información sobre utilización de hardware con supuestos sobre consumo energético y sobre intensidad de carbono del mix eléctrico (Lacoste et al. 2019). Dado que `CodeCarbon` mide el consumo asociado a la ejecución del cuaderno, esta contabilidad debe interpretarse como un umbral inferior de la huella total asociada al uso de asistentes de IA generativa. En particular, no incluye el consumo del propio asistente en el centro de datos, que puede ser material pero no es fácilmente cuantificable con precisión con la información disponible. La Figura 1 ilustra esta delimitación de forma esquemática.

Figura 1

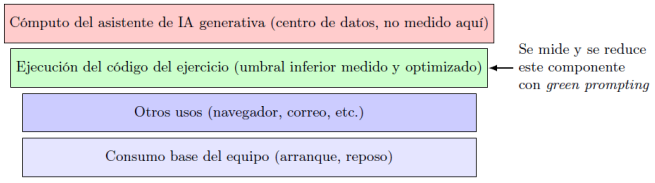


Figura 1. Alcance de la medición de huella en este trabajo. La instrumentación captura el consumo asociado a la ejecución del cuaderno y permite optimizarlo, pero no incluye el consumo del asistente de IA generativa en el centro de datos.

El diseño empírico consiste, por tanto, en una comparación entre dos versiones del mismo ejercicio, ejecutadas en un entorno homogéneo y con objetivos analíticos equivalentes: un cuaderno original desarrollado de forma iterativa con asistencia de Gemini y una versión depurada reconstruida con GPT 5 bajo criterios explícitos de eficiencia. Para hacer explícito qué se mide y dónde, instrumentamos el registro de métricas por fases, además del total. La Figura 2 resume el flujo de trabajo y el alcance de la medición, distinguiendo cuatro fases principales y una categoría residual de tareas auxiliares.

Figura 2

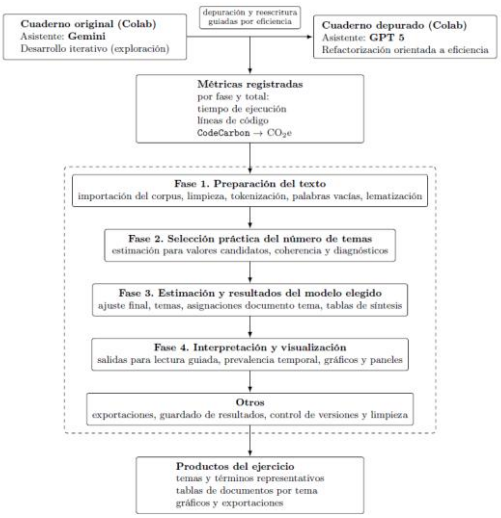


Figura 2. Esquema del flujo de trabajo de modelización de temáticas y del alcance de medición. El cuaderno original se construye de forma iterativa con asistencia de Gemini y posteriormente se depura y reescribe con GPT 5 aplicando criterios de eficiencia. Desde la transición entre cuadernos se instrumenta el registro de métricas, y se mide por fases el tiempo de ejecución, las líneas de código y las emisiones estimadas de CO2e mediante `CodeCarbon`.

La comparación permite cuantificar en qué medida una conducción deliberada del desarrollo de código reduce tiempo, emisiones y complejidad, manteniendo el propósito del análisis. Al mismo tiempo, debe interpretarse como evidencia aplicada y descriptiva, porque el proceso combina diferencias de asistente y diferencias de refactorización y de estilo de instrucciones, sin separar causalmente mecanismos. Con este marco, la siguiente sección presenta los resultados agregados de la comparación y discute en qué fases se concentran los ahorros.

4. Resultados

Esta sección presenta los resultados agregados de la comparación entre (i) el cuaderno original, construido de forma iterativa con asistencia de Gemini, y (ii) la versión depurada, reescrita con GPT 5 aplicando criterios explícitos de eficiencia. El objetivo analítico se mantiene: ambos cuadernos producen los mismos tipos de salidas para la revisión basada en LDA (temas, coherencia, tablas de apoyo e insumos para interpretación).[4] Lo que cambia es la disciplina de diseño y la eliminación de redundancias, que se traduce en diferencias de tiempo de ejecución, emisiones y extensión del código. El mensaje de fondo es simple: incluso en un ejercicio técnico y acotado, la forma de trabajar con asistencia de IA altera de manera apreciable el coste computacional del resultado final.

Lo que esta comparación pone en juego no son dos resultados científicos distintos, sino dos maneras de llegar al mismo resultado. La cuestión central no es si el modelo final "funciona mejor", sino cuánto cuesta producirlo cuando el proceso incorpora más o menos redundancia.

El Cuadro 3 resume los resultados principales. En términos agregados, la versión depurada reduce el tiempo total de ejecución de 4343,1 a 1819,2 segundos, una reducción del 58,1%. En emisiones estimadas, la reducción es de 45,88 a 22,94 g de CO_2e (50,0%). En extensión del código ejecutable, el cuaderno pasa de 787 a 323 líneas (59,0%). Estos tres márgenes son coherentes entre sí: una menor extensión del código se asocia a menor sobrecoste computacional y, por tanto, a un menor consumo energético estimado.

Cuadro 3. Comparación agregada entre cuaderno original y cuaderno depurado.

Métrica	Original	Depurado	Reducción (%)
Tiempo (s)	4343,1	1819,2	58,1
Emisiones (g CO_2e)	45,88	22,94	50,0
Líneas de código (LOC)	787	323	59,0

Estos resultados deben interpretarse como evidencia aplicada y descriptiva. La comparación combina cambios de asistente y cambios de refactorización guiada por eficiencia, por lo que no identifica por separado el efecto del modelo y el efecto de las instrucciones. Aun así, los órdenes de magnitud sugieren que existe un margen relevante de mejora en ejercicios intensivos en código, incluso manteniendo constante el objetivo analítico y el entorno de ejecución.

Más que como una comparación entre plataformas, el resultado debe leerse como una evidencia de que la disciplina de diseño importa. Este matiz desplaza la discusión desde la marca del asistente hacia las prácticas concretas de uso, que es donde realmente se materializa una parte del coste computacional.

Para entender de dónde provienen los ahorros, registramos métricas por fases. Las figuras siguientes muestran la descomposición de los ahorros en tiempo, emisiones y líneas de código. Más allá de los valores concretos por fase, el patrón es estable: la mayor parte de las mejoras se asocia a la eliminación de pasos repetidos y a la consolidación de tareas que en el cuaderno original aparecían fragmentadas o duplicadas. En particular, la selección práctica del número de temas y las tareas de interpretación tienden a concentrar una parte importante del coste, porque combinan estimaciones repetidas, diagnósticos y generación de salidas auxiliares.

[4] En lo sustantivo, hablamos de *equivalencia práctica* de resultados, no de identidad exacta de todas las salidas intermedias.

Figura 3. Ahorros por fase en tiempo y líneas de código ejecutables

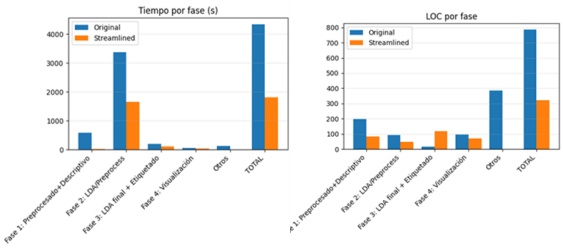
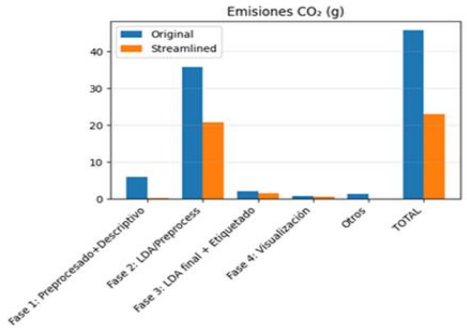


Figura 4. Ahorro de emisiones por fase



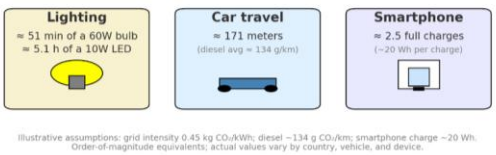
La interpretación principal es que los ahorros no provienen de cambiar el núcleo del método, sino de reducir el sobrecoste que rodea al método cuando se desarrolla un ejercicio de forma exploratoria. LDA depende de bibliotecas y rutinas internas que mantienen su coste propio, mientras que una parte sustancial del consumo total suele generarse en torno a decisiones prácticas: qué pasos de limpieza se repiten, cuántas veces se recalculan representaciones intermedias, qué diagnósticos se ejecutan por defecto, qué visualizaciones se generan aunque no aporten información adicional, o cuántas salidas se exportan en formatos distintos por conveniencia. En un cuaderno construido por aproximaciones, es fácil que estas decisiones queden dispersas en celdas sucesivas y que se acumulen comprobaciones que son útiles en el momento, pero costosas cuando se ejecuta el flujo completo.

La versión depurada actúa precisamente sobre ese margen. La centralización de parámetros y rutas en una configuración única reduce incoherencias y evita recalcular por cambios menores. La modularización en funciones facilita reutilizar pasos sin duplicarlos, y permite identificar con claridad qué partes del proceso son realmente costosas. La consolidación de importaciones y la reducción de copias en memoria disminuyen sobrecostes silenciosos, especialmente en corpus grandes donde operaciones aparentemente pequeñas se amplifican. Del mismo modo, acotar la exploración del número de temas y concentrar salidas costosas solo cuando sirven a la interpretación reduce ejecuciones con bajo retorno informativo. En términos prácticos, la eficiencia se materializa cuando el investigador explicita criterios sobre qué se necesita para interpretar y comunicar resultados, y qué puede omitirse sin pérdida sustantiva.

Un matiz importante es que el tiempo y las emisiones no tienen por qué moverse en proporción exacta. Hay fases con perfil más intensivo en cálculo y otras más dominadas por operaciones de entrada y salida o por visualización, y su intensidad energética relativa puede variar. Por eso reportamos conjuntamente tiempo y emisiones: el tiempo es un indicador transparente del esfuerzo computacional, y la estimación de CO2e permite interpretar ese esfuerzo en una unidad ambientalmente significativa. En un entorno compartido como Colab, donde la asignación de recursos puede variar, esta combinación aporta robustez descriptiva sin exigir una instrumentación de hardware más intrusiva.

Para complementar la lectura de magnitudes, la Figura 5 ofrece equivalencias ilustrativas del ahorro total de 22,94 g de CO2e. Estas equivalencias no pretenden fijar un estándar de comparación, sino ayudar a contextualizar la escala del ahorro en un ejercicio concreto y reproducible. En conjunto, los resultados sugieren que, cuando la IA generativa se utiliza como apoyo bajo conducción deliberada, existe un margen sustancial para reducir el coste computacional de ejercicios típicos de revisión basada en texto, sin renunciar al propósito analítico del trabajo.

Figura 5. Equivalencias ilustrativas del ahorro total de CO2e (22,94g)



Trasladado a términos cotidianos, el ahorro total de 22,94

g de CO_2e equivale aproximadamente a mantener encendida una bombilla incandescente de 60 W durante unos 51 minutos, a recorrer en torno a 171 metros en un coche diésel medio, o a unas 2,5 cargas completas de un teléfono móvil. Estas comparaciones, aun siendo deliberadamente aproximadas, ayudan a fijar que hablamos de órdenes de magnitud propios de un ejercicio breve y reproducible, pero no triviales cuando se acumulan en iteraciones sucesivas.

Finalmente, conviene subrayar el alcance de estos resultados. La comparación es informativa para cuantificar órdenes de magnitud y para mostrar que la eficiencia depende de decisiones de diseño y de conducción del desarrollo de código. En particular, la evidencia es coherente con la idea de que la reducción observada proviene de evitar cómputo redundante y de acotar la exploración, más que de diferencias marginales asociadas a mantener el terminal encendido en reposo. Sin embargo, no permite atribuir por separado el efecto del asistente utilizado y el efecto de la refactorización y las instrucciones orientadas a eficiencia. Esta limitación es coherente con el objetivo de este trabajo, que busca documentar un caso aplicado y realista, pero también sugiere una agenda natural de trabajo futuro para identificar mecanismos con diseños más controlados. La siguiente sección discute implicaciones, limitaciones y líneas de investigación derivadas de esta evidencia.

5. Recomendaciones prácticas

Los resultados sugieren que una parte relevante de la huella computacional en ejercicios intensivos en código depende de decisiones de diseño del propio humano. A partir de la comparación entre versiones, proponemos tres reglas simples para otros investigadores que cuenten con apoyo de IA generativa, orientadas a reducir redundancias sin cambiar el objetivo analítico:

- **Consolidar la configuración:** definir en un único lugar los parámetros, rutas y semillas, y reutilizarlos en todo el cuaderno para evitar incoherencias y recálculos.
- **Acotar la exploración:** limitar desde el inicio qué se explora (por ejemplo, valores candidatos del número de temas) y cuándo se considera suficiente, evitando barridos exhaustivos si no aportan valor interpretativo proporcional.
- **Evitar recomputar artefactos:** guardar y reutilizar representaciones intermedias costosas (corpus preprocesado, diccionarios, matrices y diagnósticos) y regenerarlas solo cuando cambie la entrada o la especificación relevante.

Para mejorar la transparencia y facilitar comparaciones, recomendamos reportar al menos dos métricas de forma sistemática: **tiempo total de ejecución** y **una métrica energética o ambiental** (CO_2e estimado con `CodeCarbon` o, alternativamente, energía en kWh si se dispone de esa medida). Estas magnitudes no sustituyen a la reproducibilidad del análisis, pero permiten documentar el coste computacional asociado a decisiones de diseño y promueven una práctica más consciente del uso de recursos.

En la práctica, estas recomendaciones no exigen cambiar la pregunta de investigación ni renunciar a herramientas útiles. Exigen, más bien, trabajar con una regla sencilla: no confundir facilidad para generar código con necesidad de ejecutarlo todo.

6. Conclusiones, limitaciones y agenda futura

España se enfrenta a importantes desafíos demográficos que requieren una agenda de políticas integrales, holísticas y sostenibles. La combinación de baja natalidad, envejecimiento poblacional, inmigración, la desigual distribución territorial y una política económica que no está sabiendo abordar los grandes retos demográficos y de ahorro a los que se enfrenta, está transformando la estructura social y económica del país. En este contexto,se propone una agenda de reformas y políticas económicas destinadas a intentar corregir los desequilibrios que se están generando.

En primer lugar, sería necesario desarrollar políticas económicas dirigidas a incentivar la natalidad. Actualmente, como ya se ha señalado, la tasa de fecundidad en España se encuentra por debajo del nivel del denominado reemplazo generacional, lo que amenaza la sostenibilidad del estado de bienestar, por los desequilibrios que podrían generar, así como un potencial lánguido mercado laboral. Las políticas deberían ir dirigidas a incentivar fiscal y económicamente a los jóvenes, reforzando, por ejemplo, la red pública de guarderías.. Naturalmente, facilidades en la conciliación laboral y familiar (por ejemplo mediante medidas de flexibilidad o teletrabajo), así como campañas de sensibilización, podrían contribuir positivamente, lo que se puede fomentar desde las políticas públicas, pero también implica un desarrollo de culturas empresariales propensas a estas políticas. Desde luego, todas estas políticas deben ser diseñadas y realizadas desde un amplio consenso entre todas las partes implicadas, principalmente entre el ámbito institucional y los agentes privados.

Por el lado de la inmigración, si bien está contribuyendo como aspectos positivos a rejuvenecer la población española y contribuyendo positivamente al mercado laboral con el mantenimiento o incremento de la población activa, podría crear desequilibrios futuros, más si cabe en episodios de tensiones como crisis económicas y financieras. Por ese motivo, y para evitar potenciales desequilibrios sociales, una política de integración social y laboral efectiva, así como una incorporación de inmigración con mayor cualificación en los sectores donde lo necesiten, puede ser determinante para el futuro del sistema. Además, todo ello debe ir acompañado de refuerzos políticos de los servicios que podrían estar más tensionados, como vivienda, sanidad o educación. Como se ha visto, estos servicios, al ser eminentemente esenciales, tienden a convertirse en los principales problemas a afrontar ante unas finanza públicas en creciente tensión, repercutiendo nuevamente en cierta insostenibilidad del sistema actual, ya que se suman a los actuales ya señalados.

En este sentido, y abordando el que quizá es el problema más acuciante en la actualidad para los jóvenes, la vivienda se ha convertido en un bien de lujo en la mayoría de los casos. Incentivar la construcción de vivienda en zonas con mayores tensiones de precios, incluir medidas específicas para incrementar la accesibilidad a vivienda asequible, con especial foco en jóvenes, una mayor liberalización del suelo urbanizable dirigido a incrementar la oferta de vivienda o reformas urbanas para contribuir a un buen desarrollo regional y una mayor y mejor distribución de la población, deben ser los focos en los que se centren las políticas económicas en los próximos años. La vivienda puede ser germen de inestabilidad social y afecta a la estabilidad de la población, especialmente la más joven. Pero el acceso a la vivienda asequible y digna también restringe la llegada de inmigración, lo que podría llegar a condicionar, en un escenario adverso, la propia evolución de la población en edad de trabajar y tensionar, más aún, la evolución demográfica.

Por otro lado, un aspecto fundamental que no se aborda institucionalmente en su justa medida en la actualidad es la educación financiera, en especial, la educación sobre ahorro e inversión. Introducir programas de educación financiera en casi todos los niveles del sistema educativo, así como también para las cohortes de mayor edad, podría

tener un impacto directo en la toma de decisiones de formar una familia y, por ende, en la productividad futura del país. Una población financieramente más formada y preparada para afrontar las tensiones y expectativas económicas y financieras podría contribuir a que los jóvenes tomaran conciencia y atajasen de una manera más certera los problemas detectados para el futuro. Este incremento de la educación financiera debería ir de la mano de la creación de nuevos instrumentos de ahorro e inversión que se adapten a las decisiones actuales de la población, y no basarse solo en activos de bajo riesgos, tanto en cuanto la vivienda está siendo un problema para los mismos y es el principal activo de las generaciones anteriores. Por lo tanto, cuanto más formados financieramente estén los jóvenes, y toda la población, más resilientes serán ante los problemas detectados e inestabilidades futuras, así como podrán acceder a un mercado laboral más amplio.

Como último gran punto que se propone que debieran atender las políticas económicas y estar en la agenda de reformas, siendo el denominado como “elefante en la cacharrería”, es el de preparar al sistema ante el envejecimiento progresivo de la población española, tanto por una esperanza de vida mayor, como por un mayor volumen de población en las cohortes de mayor edad. España se sitúa como uno de los países con una esperanza de vida más altas y, como se ha indicado en el presente documento de trabajo, la tendencia hasta bien entrado el siglo es a incrementarse. Por lo tanto, para hacer frente a este fenómeno, cada vez se hace más necesaria la adaptación del sistema de pensiones y seguridad social, así como una orientación a desarrollar mayores y mejores servicios sanitarios, no sólo para la población más longeva. Además, el sistema de pensiones está resultando ser obsoleto por múltiples motivos. El que puede ser el principal, es que los pensionistas reciben actualmente más que lo contribuido, repercutiendo a lo que se ha denominado anteriormente como el problema actuarial de las pensiones, es decir, que presentan una TIR muy positiva en las pensiones. La reforma de las pensiones debe empezar por desarrollar mecanismos que contribuyan, si bien no ir dirigidas a disminuir esa TIR hasta el mínimo, pero sí ajustarla más a la realidad actual de la economía y de la población española. Por otro lado, derivado de la pirámide demográfica, cada vez hay menos personas en activo para atender el sistema actual, en comparación con el volumen de personas jubiladas. En este sentido, políticas orientadas a explorar modelos de cuentas nocionales o mecanismos que vinculen explícitamente contribuciones con prestaciones, reforzarían la sostenibilidad actuarial del sistema de pensiones. Adicionalmente, la educación financiera podría contribuir también a reforzar el pilar 2 y 3 (pensiones complementarias de empleo y el ahorro individual), quitando peso al pilar 1 (sistema público) y que no toda la carga recaiga sobre las cohortes de edad más jóvenes.

En definitiva, la demografía y el ahorro español muestran que, sin reformas estructurales, la población total podría estancarse o incluso disminuir en las próximas décadas, siendo una población más envejecida. Por otro lado, los jóvenes se enfrentan a un futuro plagado de incertidumbre, a lo que están contribuyendo las tensiones actuales como la escasez de vivienda y una mayor contribución a las pensiones, entre otros factores. Adoptar una visión integral de política pública que conecte demografía, mercado laboral, pensiones, vivienda y educación financiera para abordar el reto generacional de manera holística, contribuiría a la mejora del sistema actual de forma paulatina. Los desafíos del envejecimiento, la baja natalidad y la migración requieren un enfoque integral y coordinado entre las instituciones y los agentes de la economía, llegando a un amplio consenso que, en la actualidad, parece lejos de concebirse, incluso de plantearse. Hay experiencias en otras geografías que demuestran que, si se toman medidas sostenibles y estratégicas de largo plazo y con un amplio consenso con visión estadista, podrían mitigar los efectos negativos del cambio demográfico. Por lo tanto, la política demográfica y del ahorro son los factores claves para garantizar la estabilidad social y económica de España, y de Europa, a lo largo del siglo XXI.

7. Referencias

Alonso-Robisco, Andres. 2025. *Artificial Intelligence in Economics and Finance: An AI-Driven Literature Review*. Documento de Trabajo No. 59. Instituto de Estudios Financieros (IEF), Observatorio de Divulgación Financiera.

Ambrosino, Angela, Mario Cedrini, John B. Davis, Stefano Fiori, Marco Guerzoni, and Massimiliano Nuccio. 2018. "What Topic Modeling Could Reveal about the Evolution of Economics." *Journal of Economic Methodology* 25 (4): 329–48. https://doi.org/10.1080/1350178X.2018.1529215.

Ash, Elliott, and Stephen Hansen. 2023. "Text Algorithms in Economics." *Annual Review of Economics* 15 (1): 659–88. https://doi.org/10.1146/annurev-economics-082222-074352.

Bengio, Yoshua, Sören Mindermann, Daniel Privitera, et al. 2024. "International Scientific Report on the Safety of Advanced Ai (Interim Report)." *arXiv Preprint arXiv:2412.05282*.

Bian, Jieming, Lei Wang, Shaolei Ren, and Jie Xu. 2023. "CAFE: Carbon-Aware Federated Learning in Geographically Distributed Data Centers." *arXiv Preprint arXiv:2311.03615v2*.

Blei, David M. 2012. "Probabilistic Topic Models." *Communications of the ACM* 55 (4): 77–84. https://doi.org/https://doi.org/10.1145/2133806.2133826.

Blei, David M, Andrew Y Ng, and Michael I Jordan. 2003. "Latent Dirichlet Allocation." *Journal of Machine Learning Research* 3: 993–1022.

Courty, Benoit, Victor Schmidt, Goyal-Kamal, et al. 2023. *CodeCarbon: Track Emissions from Compute*. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.10213072.

Dalrymple, David, Joar Skalse, Yoshua Bengio, et al. 2024. "Towards Guaranteed Safe Ai: A Framework for Ensuring Robust and Reliable Ai Systems." *arXiv Preprint arXiv:2405.06624*.

Filimonovic, Dragan, Christian Rutzer, and Conny Wunsch. 2025. "Can GenAI Improve Academic Performance? Evidence from the Social and Behavioral Sciences." *arXiv Preprint arXiv:2510.02408*.

Gentzkow, Matthew, Bryan Kelly, and Matt Taddy. 2019. "Text as Data." *Journal of Economic Literature* 57 (3): 535–74.

Google Cloud. 2025. *Measuring the Environmental Impact of AI Inference*. https://cloud.google.com/blog/products/compute/measuring-environmental-impact-of-ai-inference.

Henderson, Peter, Jieru Hu, Joshua Romoff, Emma Brunskill, Dan Jurafsky, and Joelle Pineau. 2020. "Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning." *Journal of Machine Learning Research* 21 (248): 1–43. https://jmlr.org/papers/v21/20-312.html.

Jegham, Nidhal, Marwan Abdelatti, Lassad Elmoubarki, and Abdeltawab Hendawi. 2025. "How Hungry Is AI? Benchmarking Energy, Water, and Carbon Footprint of LLM Inference." *arXiv Preprint arXiv:2505.09598*.

Korinek, Anton. 2023a. "Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists." *Journal of Economic Literature*, ahead of print. https://doi.org/10.1257/jel.20231736.

Korinek, Anton. 2023b. *Language Models and Cognitive Automation for Economic Research*. NBER Working Paper No. 30957. National Bureau of Economic Research. https://www.nber.org/papers/w30957.

Korinek, Anton. 2025. *AI Agents for Economic Research*. Working Paper No. 34202. National Bureau of Economic Research. http://www.nber.org/papers/w34202.

Lacoste, Alexandre, Alexandra Sasha Luccioni, Victor Schmidt, and Thomas Dandres. 2019. “Quantifying the Carbon Emissions of Machine Learning.” *arXiv Preprint arXiv:1910.09700*.

Lannelongue, Loïc, Jason Grealey, and Michael Inouye. 2021. “Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation.” *Advanced Science* 8 (12): 2100707. https://doi.org/10.1002/advs.202100707.

Li, Pengfei, Jianyi Yang, Mohammad A Islam, and Shaolei Ren. 2025. “Making AI Less ‘Thirsty’: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models.” *arXiv Preprint arXiv:2304.03271*.

Ranpara, Ripal. 2025. “Energy-Efficient Green AI Architectures for Circular Economies Through Multi-Layered Sustainable Resource Optimization Framework.” *arXiv Preprint arXiv:2506.12262v1*.

Schwartz, Roy, Jesse Dodge, Noah A. Smith, and Oren Etzioni. 2019. “Green AI.” *arXiv Preprint arXiv:1907.10597*.

Strubell, Emma, Ananya Ganesh, and Andrew McCallum. 2019. “Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP.” *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 3645–50. https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355.

Verdecchia, Roberto, June Sallou, and Luís Cruz. 2023. “A Systematic Review of Green AI.” *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery* 13 (4): e1507. https://doi.org/10.1002/widm.1507.

Wang, Irene, Newsha Ardalani, Mostafa Elhoushi, et al. 2025. “Carbon Aware Transformers Through Joint Model-Hardware Optimization.” *arXiv Preprint arXiv:2505.01386v2*.

Wehrheim, Lino. 2019. “Economic History Goes Digital: Topic Modeling the Journal of Economic History.” *Cliometrica* 13: 83–125. https://doi.org/10.1007/s11698-018-0171-7.

8. Sobre el autor

Andrés Alonso Robisco se incorporó al Banco de España en 2019 como economista senior en la División de Innovación Financiera, donde analiza el impacto de las nuevas tecnologías en banca y finanzas, con foco actualmente en medios de pago y fintech. En concreto, sus estudios se han centrado en el uso de inteligencia artificial y aprendizaje automático en la modelización de riesgos financieros, así como la innovación en finanzas climáticas. Desde 2026 es profesor adjunto y director académico del Master en Fintech en IE University. Anteriormente trabajó en la Junta Única de Resolución (SRB), una agencia de la Comisión Europea, y previamente en los equipos de tesorería y mercados de capitales del Instituto de Crédito Oficial (ICO), la agencia financiera española. Ha publicado artículos en varias revistas académicas, como Computational Economics, Finance Research Letters, Financial Innovation o Journal of Sustainable Finance and Investment, entre otras.

9. Otras publicaciones

Jun	2026	DT	Ahorro y riqueza integracional ante el reto demográfico	Fernando Rojas, Pablo Victoria, Diego Romero, Francisoc del Olmo García
Mar	2026	DT	Aplicación de sistemas multiagente de IA al asesoramiento y gestión de inversiones	Júlia Pou, Eric Garcia, Miquel Heredia, Carlos Salinas, Gerard Alba
Feb	2026	DT	Comportamiento racional en los mercados financieros	Antonio Hormigos
Feb	2026	DT	Stablecoins en Tesorería Usos Ventajas y Riesgos	Carlos de Fuenmayor
Dic	2025	DT	Fondos de Inversión Alternativa: Private Equity y Deuda Privada	Josep Martínez Pascual
Oct	2025	DT	La Energia Nuclear en el Marco de la Transición Energética	Antonio González Jiménez
Set	2025	DT	Artifficial Intelligence in economics and finance an AI-driven literature review	Andres Alonso Robesco
Jun	2025	NT	The Crypto space under the new trump administration	Sergi Barberán
Abr	2025	DT	Método Sistemático para encontrar empresas de calidad	Ferran Carreras Lavila
Mar	2025	DT	Escenarios de la inversión de impacto ante el inversor particular	Andrea González G.Vega
Feb	2025	NT	Los informes Letta y Draghi: Mismas recetas…¿distintos resultados? Una mirada crítica	Pablo Agnese
Ene	2025	DT	How similar is the Chinese economy to that of Japan after the bubble burst?	Alicia García Herrero
Nov	2024	DT	Resolving sovereign in the era of geopolitical tensions	Sergi Lanau
Oct	2024	DT	Shadow Banking: current Headaches, Old Problems?	David Ramos Muñoz
Set	2024	DT	Situación actual de los NFTs y del Metaverso	Joaquim Matinero Tor
Set	2024	NT	La macroeconomía argentina y los primeros días del experimento anarcocapitalista del presidente Milei	Alejandro D. Jacobo
Jul	2024	DT	Principales instrumentos públicos para financiar la innovación de las empresas	Víctor Cruz Salgado Miguel Carretero Rodríguez
May	2024	NT	El negocio de adquirencia de pagos: evolución reciente y desarrollos de futuro	Arturo Zamarriego Muñoz Jose María López Jiménez
Abril	2024	NT	*Spin-offs*, características y el impacto de la deuda en este tipo de oportunidades	Joan Anglada Salarich
Mar	2024	NT	Situación de la regulación de la prevención del blanqueo de capitals y de la financiación del terrorismo en el marco de los criptoactivos	Macarena López Martínez
Feb	2024	DT	Riesgo climático. De los conceptos básicos al uso de escenarios NGFS	Vicente Bouza Álvarez
Dic	2023	DT	Making Biodiversity Material in Financial Decision-Making	Mark Halle
Nov	2023	NT	El mercado de la vivienda mundial: ¿Una nueva burbuja inmobiliaria?	José María Raya
May	2023	DT	El *direct lending*: Una alternativa creciente en la financiación a empresas	Albert Gumà, Ramiro Lama y Eloi Noya
Abr	2023	DT	Los mercados energéticos en España y Europa	Roger Medina Juidías
Mar	2023	DT	La tecnología cuantitativa de los roboadvisors	Gerard Albà Soler y Arnau Vía Martínez-Seara

Ene	2023	DT	Business Angels: Creadores de Valor de impacto en el ecosistema emprendedor	Juan Álvarez de Lara
Dic	2022	NT	El papel del Sistema de Derechos de Emisión en la transición a la Neutralidad climática	Luis Antonio Galiano Bastarrica
Dic	2022	DT	Las divisas digitales de los Bancos Centrales: En los albores de un sistema financiero digital	Fernando Rojas Traverso y Francisco del Olmo García
Nov	2022	NT	Efectos de la tokenización de activos para los mercados financieros	Carlos de Fuenmayor
Oct	2022	NT	Comptabilitat per la sostenibilitat: Aplicació pràctica d'un ràting ESG	Josep Maria Caselles, Jaume Gené y Jordi Martí
Jul	2022	DT	Instrumentos financieros vinculados a la inflación y su uso para la cobertura de riesgos	Francisco José Alcalá Vicente
Jun	2022	DT	La descarbonización del sistema energético global. Enseñanzas de los escenarios del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático	José Mª Martín-Moreno y Jorge Blázquez
Mar	2022	DT	Crisis económica COVID'19: Elementos diferenciales. Una especial consideración a la política monetaria y su impacto en los mercados financieros	David Cano Martínez
Mar	2022	DT	Retos y oportunidades del estrés climático de la banca europea	Francisco del Olmo García y Fernando Rojas Traverso
Feb	2022	NT	Criptoactivos: un nuevo activo de inversión	Carlos de Fuenmayor
Dic	2021	DT	Bonos contingentes convertibles (Coco): de Basilea III a la transición sostenible	Arturo Zamarriego Muñoz
Nov	2021	NT	Special Purpose Acquisition Company (SPAC)	Carlos de Fuenmayor
Oct	2021	DT	Sostenibilidad de la deuda: geometría y límites difusos	Daniel Suárez Montes
Set	2021	NT	Bonos Sociales: Financiando la equidad	Julián Romero Zarco
Set	2021	DT	El imprescindible papel de las agencias de *Rating* enel viraje hacia la sostenibilidad	Antonio Madera del Pozo
Jul	2021	NT	Measuring and targeting systemic cyclical risks – the Countercyclical Capital Buffer	Sofia Velasco
Jun	2021	NT	El Sandbox regulatori: ¿És una oportunitat d'apropar el sector al regulador mitjançant la digitalització?	Pablo Domenech
May	2021	DT	Comportament diferencial en mercats de capital d'empreses sostenibles. Una mirada a les empreses emisores de bons verds	Jorge Sanz González
Abr	2021	NT	Carteres òptimes alternatives a la de mínima volatilitat de Markowitz	Laura Valls Sanchis
Feb	2021	DT	Megatendències i temàtiques en carteres de renta variable	David Cano y Francisco Lomba
Feb	2021	DT	Riscos relacionats amb el clima i mediambientals: una introducció a les expectatives supervisores i al risc	Arturo Fraile Izquierdo
Nov	2020	NT	Nuevos indicadores económicos para una nueva era	Diego Isabel La Moneda
Oct	2020	NT	Aspectos legales de las ISR a las entidades de capital de riesgo	Alex Plana Paluzie
Jul	2020	NT	Dark Pools and High Frequency Trading: A Brief Note	Anna Bayona
Jun	2020	DT	Los emisores soberanos ante la revolución sostenible	Andrés Alonso
Jun	2020	NT	El impuesto español sobre transacciones financieras, una medida alejada de la Tasa Tobin	Jordi Pey Nadal
May	2020	DT	¿Cómo valorar una *start-up* y qué métodos de valoración son más adecuados?	Roger Martí Bosch
Mar	2020	NT	Libra: ¿La moneda que puede cambiar el futuro del dinero?	Miguel otero Iglesias
Dic	2019	NT	¿Cómo puede un inversor particular implementar una estrategia sencilla y barata en factores? ¿Qué puede esperar de ella?	Ferran Capella Martínez
Dic	2019	DT	Una nota sobre la valoración de *cross currency swaps*	Lluís Navarro i Girbés

Nov	2019	DT	Criptoactivos: naturaleza, regulación y perspectivas	Víctor Rodríguez Quejido
Oct	2019	NT	¿Qué valor aportan al asesoramiento financiero los principales *insights* puestos de manifiesto por la *behavioral economics*?	Óscar de la Mata Guerrero
Jul	2019	NT	El MARF y su positivo impacto en el mercado financiero actual	Aitor Sanjuan Sanz
Jun	2019	NT	Las STO: ¿puede una empresa financiarse emitiendo tokens de forma regulada?	Xavier Foz Giralt
Abr	2019	NT	Criterios de selección para formar una cartera de inversión basada en empresas del Mercado Alternativo Bursátil (MAB)	Joan Anglada Salarich
Mar	2019	DT	Limitaciones del *blockchain* en contratación y propiedad	Benito Arruñada
Feb	2019	NT	MREL y las nuevas reglas de juego para la resolución de entidades bancarias	Francisco de Borja Lamas Peña
Dic	2018	DT	Principios éticos en el mundo financiero	Antonio Argandoña y Luís Torras
Nov	2018	NT	Inversión socialmente responsable 2.0. De la exclusión a la integración	Xosé Garrido
Nov	2018	NT	Transformación de los canales de intermediación del ahorro. El papel de las fintech. Una especial consideración a los <<robo advisors>>	David Cano Martínez
Oct	2018	DT	La Crisis Financiera 2007-2017	Aristóbulo de Juan
Jul	2018	NT	Evolución del Equity Crowdfunding en España, 2011-2017	Marc Montemar Parejo y Helena Benito Mundet
Jul	2018	NT	Demografía, riesgo y perfil inversor. Análisis del caso español	Javier Santacruz Cano
Jun	2018	NT	Gestión financiera del riesgo climático, un gran desconocido para las las empresas españolas	Ernesto Akerman Brugés
May	2018	NT	Las SOCIMI: ¿Por qué se han convertido en el vehículo estrella del sector inmobiliario?	Pablo Domenech
Mar	2018	NT	Desequilibrios recientes en TARGET2 y sus consecuencias en la balanza por cuenta corriente	Eduardo Naranjo
Ene	2018	NT	La Segunda Directiva de Servicios de Pago y sus impactos en el mercado	Javier Santamaría
Dic	2017	DT	“Factor investing”, el nuevo paradigma de la inversión	César Muro Esteban
Nov	2017	NT	La implantación de IFRS9, el próximo reto de la banca europea	Francisco José Alcalá Vicente
Oct	2017	NT	El Marketplace Lending: una nueva clase de activo de inversión	Eloi Noya
Oct	2017	NT	Prácticas de buen gobierno corporativo y los inversores institucionales	Alex Bardají
Set	2017	NT	El proceso de fundrasing: Como atraer inversores para tu Startup	Ramón Morera Asiain
Jun	2017	NT	Clases de ETF según su método de réplica de benchmarks y principales riesgos a los que están sujetos los inversores, con especial foco en el riesgo de liquidez	Josep Bayarri Pitchot
May	2017	NT	Las consecuencias económicas de Trump. Análisis tras los cien primeros días	L.B. De Quirós y J. Santacruz
Mar	2017	DT	Indicadores de coyuntura en un nuevo entono económico	Ramon Alfonso
Ene	2017	NT	La protección del inversor en las plataformas de crowfunding vs productos de banca tradicional	Álex Plana y Miguel Lobón
Oct	2016	NT	Basilea III y los activos por impuestos diferidos	Santiago Beltrán
Sep	2016	DT	El Venture Capital como instrumento de desarrollo económico	Ferran Lemus
Jul	2016	DT	MAB: una alternativa de financiación en consolidación	Jordi Rovira
Jun	2016	NT	Brasil, un país de futuro incierto	Carlos Malamud

May	2016	DT	La evolución de la estrategia inversora de los Fondos Soberanos de Inversión	Eszter Wirth
Abr	2016	DT	Shadow Banking:Money markets odd relationship with the law	David Ramos Muñoz
Mar	2016	DT	El papel de la OPEP ante los retos de la Nueva Economía del Petróleo	José MªMartín-Moreno
Feb	2016	NT	Guerra de divisas: los límites de los tipos de cambio como herramienta de política económica. Un análisis a partir de los ICM	David Cano
Ene	2016	DT	1+1=3 El poder de la demografía. UE, Brasil y México (1990-2010): demografía, evolución socioeconómica y consecuentes oportunidades de inversión	Pere Ventura Genescà
Nov	2015	DT	¿Un reto a las crisis financieras? Políticas macroprudenciales	Pablo Martínez Casas
Oct	2015	NT	Revitalizando el mercado de titulizaciones en Europa	Rosa Gómez Churruca y Olga I.Cerqueira de Gouveia
Abr	2015	NT	Ganancias de competitividad y deflación es España	Miguel Cardoso Lecourtois
Ene	2015	DT	Mercado energético mundial: desarrollos recientes e implicaciones geoestratégicas	Josep M. Villarrúbia
Dic	2014	DT	China's debt problem: How worrisome and how to deal with it?	Alicia García y Le Xía
Nov	2014	NT	Crowdequity y crowdlending: ¿fuentes de financiación con futuro?	Pilar de Torres
Oct	2014	NT	El bitcoin y su posible impacto en los mercados	Guillem Cullerés
Sep	2014	NT	Regulación EMIR y su impacto en la transformación del negocio de los derivados OTC	Enric Ollé
Mar	2014	DT	Finanzas islámicas: ¿Cuál es el interés para Europa?	Celia de Anca
Dic	2013	DT	Demografía y demanda de vivienda: ¿En qué países hay un futuro mejor para la construcción?	José María Raya
Nov	2013	DT	El mercado interbancario en tiempos de crisis: ¿Las cámaras de compensación son la solución?	Xavier Combis
Sep	2013	DT	CVA, DVA y FVA: impacto del riesgo de contrapartica en la valoración de los derivados OTC	Edmond Aragall
May	2013	DT	La fiscalidad de la vivienda: una comparativa internacional	José María Raya
Abr	2013	NT	Introducción al mercado de derivados sobre inflación	Raúl Gallardo
Abr	2013	NT	Internacionalización del RMB: ¿Por qué está ocurriendo y cuáles son las oportunidades?	Alicia García Herrero
Feb	2013	DT	Después del dólar: la posibilidad de un futuro dorado	Philipp Bagus
Nov	2012	NT	Brent Blend, WTI… ¿ha llegado el momento de pensar en un nuevo petróleo de referencia a nivel global?	José M.Domènech
Oct	2012	L	Arquitectura financiera internacional y europea	Anton Gasol
Sep	2012	DT	El papel de la inmigración en la economía española	Dirk Godenau
Jun	2012	DT	Una aproximación al impacto económico de la recuperación de la deducción por la compra de la vivienda habitual en el IRPF	José María Raya
Abr	2012	NT	Los entresijos del Fondo Europeo de Estabilidad Financiera (FEEF)	Ignacio Fernández
Mar	2012	M	La ecuación general de capitalización y los factores de capitalización unitarios: una aplicación del análisis de datos funcionales	César Villazon y Lina Salou
Dic	2011	NT	La inversión socialmente responsable. Situación actual en España	Mª Ángeles Fernández Izquierdo
Dic	2011	NT	Relaciones de agencia e inversores internacionales	Aingeru Sorarrin y olga del Orden
Oct	2011	NT	Las pruebas de estrés. La visión de una realidad diferente	Ricard Climent

Jun	2011	DT	Derivados sobre índices inmobiliarios. Características y estrategias	Rafael Hurtado
May	2011	NT	Las pruebas de estrés. La visión de una realidad diferente	Ricard Climent
Mar	2011	NT	Tierras raras: su escasez e implicaciones bursátiles	Alejandro Scherk
Dic	2010	NT	Opciones reales y flujo de caja descontado: ¿Cuándo utilizarlos?	Juan Mascareñas y Marcelo Leporati
Nov	2010	NT	Cuando las ventajas de TIPS son superada por las desventajas: el caso argentino	M. Belén Guercio
Oct	2010	DT	Introducción a los derivados sobre volatilidad: definición, valoración y cobertura estática	Jordi Planagumà
Jun	2010	DT	Alternativas para la generación de escenarios para el stress testing de carteras de riesgo de crédito	Antoni Vidiella
Mar	2010	NT	La reforma de la regulación del sistema financiero internacional	Joaquin Pascual Cañero
Feb	2010	NT	Implicaciones del nuevo Real Decreto 3/2009 en la dinamización del crédito	M. Elisa Escolà y Juan Carlos Giménez
Feb	2010	NT	Diferencias internacionales de valoración de activos financieros	Margarita Torrent
Ene	2010	DT	Heterodoxia Monetaria: la gestión del balance de los bancos centrales en tiempos de crisis	David Martínez Turégano
Ene	2010	DT	La morosidad de banco y cajas: tasa de morosidad y canje de crétidos por activos inmobiliarios	Margarita Torrent
Nov	2009	DT	Análisis del TED spread la transcendencia del riesgo de liquidez	Raül Martínez Buixeda