



Universidad Politécnica
de Madrid



**Escuela Técnica Superior de
Ingenieros Informáticos**

Grado en Administración y Dirección de Empresas

Trabajo Fin de Grado

**El Impacto Económico de la Inteligencia
Artificial en el Mercado Laboral: Una
Revisión Sistemática de la Literatura y
los Debates Actuales**

Autor: Daniel Ramón Robertson

Tutor(a): Raúl Gutierrez Sanchis

Madrid, junio 2025

Este Trabajo Fin de Grado se ha depositado en la ETSI Informáticos de la Universidad Politécnica de Madrid para su defensa.

Trabajo Fin de Grado

Grado en Administración y Dirección de Empresas

Título: El Impacto Económico de la Inteligencia Artificial en el Mercado
Laboral: Una Revisión Sistemática de la Literatura y los Debates
Actuales

junio 2025

Autor: Daniel Ramón Robertson

Tutor:

Raúl Gutierrez Sanchis

Ingeniería de Organización, Administración de Empresas y Estadística

ETSI Informáticos

Universidad Politécnica de Madrid

Resumen

La rápida expansión de la Inteligencia Artificial (IA) y la automatización ha situado su interacción con el mercado laboral en el centro del debate económico y social, generando tanto expectativas como preocupaciones sobre el futuro del trabajo. Ante esta transformación, comprender sus implicaciones económicas resulta fundamental. El objetivo general de este Trabajo Fin de Grado es realizar una revisión sistemática de la literatura académica sobre el impacto económico de la Inteligencia Artificial y la robotización en el mercado laboral.

Para ello, se implementó una estrategia de búsqueda sistemática en las bases de datos Web of Science (WoS) y Scopus. Siguiendo el protocolo PRISMA, se identificaron inicialmente 788 registros; tras la eliminación de duplicados y un riguroso proceso de cribado basado en criterios de inclusión y exclusión, se seleccionó un conjunto final de 40 estudios clave para la síntesis cualitativa. Adicionalmente, se llevó a cabo un análisis bibliométrico sobre un conjunto más amplio (156 artículos), utilizando herramientas como VOSviewer, para explorar tendencias temporales, geográficas, autores principales, fuentes de publicación y mapas temáticos.

Los resultados del análisis bibliométrico revelan un campo de estudio dinámico y en crecimiento exponencial, con un pico de publicaciones en 2024 y una notable influencia de autores como Daron Acemoglu y Pascual Restrepo. La síntesis cualitativa confirma la predominancia del Task-Based Framework (TBF) como el principal marco teórico para analizar estos fenómenos. La evidencia sobre el impacto en el empleo es heterogénea, apuntando más a una profunda reasignación sectorial y de tareas que a una destrucción neta masiva de puestos de trabajo hasta la fecha. Sin embargo, existe un mayor consenso en que la IA y la automatización tienden a aumentar la desigualdad salarial y la polarización del mercado laboral, al tiempo que transforman radicalmente la demanda de habilidades, devaluando las rutinarias y revalorizando las cognitivas superiores y socioemocionales. A nivel macroeconómico, persiste la "paradoja de la productividad", ya que el impacto agregado de la IA aún parece modesto.

Este estudio demuestra que la IA está catalizando una transformación compleja y multifacética del mercado laboral. Si bien plantea serios desafíos en términos distributivos y de adaptación de la fuerza laboral, también ofrece oportunidades ligadas a la productividad y la creación de nuevas tareas. La trayectoria futura no está predeterminada y dependerá crucialmente de la dirección que tome el desarrollo tecnológico y de la capacidad de las políticas públicas para gestionar esta transición de manera inclusiva y eficiente.

Abstract

The rapid expansion of Artificial Intelligence (AI) and automation has placed their interaction with the labor market at the center of economic and social debate, generating both expectations and concerns about the future of work. Faced with this transformation, understanding its economic implications is fundamental. The main objective of this Final Degree Project is to conduct a systematic review of the academic literature on the economic impact of AI and robotization on the labor market.

To this end, a systematic search strategy was implemented in the Web of Science (WoS) and Scopus databases. Following the PRISMA protocol, 788 records were initially identified; after removing duplicates and a rigorous screening process based on inclusion and exclusion criteria, a final set of 40 key studies was selected for qualitative synthesis. Additionally, a bibliometric analysis was conducted on a broader set (156 articles), using tools like VOSviewer, to explore temporal and geographical trends, main authors, publication sources, and thematic maps.

The results of the bibliometric analysis reveal a dynamic and exponentially growing field of study, with a peak in publications in 2024 and a notable influence from authors such as Daron Acemoglu and Pascual Restrepo. The qualitative synthesis confirms the predominance of the Task-Based Framework (TBF) as the main theoretical framework for analyzing these phenomena. Evidence on the impact on employment is heterogeneous, pointing more towards a profound sectoral and task-based reallocation of workers rather than massive net job destruction to date. However, there is a greater consensus that AI and automation tend to increase wage inequality and labor market polarization, while radically transforming the demand for skills, devaluing routine ones and revaluing higher-order cognitive and socio-emotional skills. At the macroeconomic level, the "productivity paradox" persists, as the aggregate impact of AI still appears modest.

This study demonstrates that AI is catalyzing a complex and multifaceted transformation of the labor market. While it poses serious challenges in terms of distribution and workforce adaptation, it also offers opportunities linked to productivity and the creation of new tasks. The future trajectory is not predetermined and will crucially depend on the direction of technological development and the ability of public policies to manage this transition in an inclusive and efficient manner.

Tabla de contenidos

| | | |
|-------|---|----|
| 1 | Introducción | 1 |
| 1.1 | Contexto: La Era de la IA y la Transformación Laboral | 1 |
| 1.2 | Justificación y Relevancia del Estudio | 1 |
| 1.3 | Objetivos del Trabajo Fin de Grado | 2 |
| 1.4 | Estructura de la Memoria | 2 |
| 2 | Metodología de la Revisión Sistemática | 2 |
| 2.1 | Preguntas de Investigación | 2 |
| 2.2 | Estrategia de Búsqueda | 3 |
| 2.3 | Criterios de Inclusión y Exclusión | 3 |
| 2.4 | Proceso de Selección de Estudios | 4 |
| 2.5 | Extracción de Datos y Variables Analizadas | 5 |
| 2.6 | Plan de Análisis | 5 |
| 3 | Resultados | 7 |
| 3.1 | Panorama Bibliométrico de la Literatura | 7 |
| 3.1.1 | Descripción General de los Estudios Incluidos | 7 |
| 3.1.2 | Distribución Temporal y Geográfica de las Publicaciones | 7 |
| | Distribución Temporal | 8 |
| | Distribución Geográfica del Foco de Estudio | 9 |
| 3.1.3 | Principales Autores y Publicaciones | 11 |
| | Autores Más Prolíficos y Redes de Colaboración | 11 |
| | Principales Fuentes de Publicación | 13 |
| 3.1.4 | Clasificación Temática y Metodológica de la Literatura | 15 |
| | Análisis Temático Basado en Palabras Clave | 15 |
| | Mapeo de Temas de Investigación mediante Coocurrencia de Palabras Clave | 18 |
| | Marcos Teóricos Empleados | 20 |
| 3.2 | Síntesis Cualitativa de Hallazgos | 22 |
| 3.2.1 | Marcos Teóricos Dominantes | 22 |
| 3.2.2 | Impacto en el Empleo y Desempleo | 23 |
| 3.2.3 | Impacto en Salarios, Desigualdad y Polarización | 25 |
| 3.2.4 | Impacto en la Demanda de Habilidades | 27 |
| 3.2.5 | Efectos sobre la Productividad | 28 |
| 3.2.6 | Evidencia Empírica y Enfoques Metodológicos | 30 |
| 4 | Discusión | 33 |
| 4.1 | Interpretación de los Resultados Bibliométricos y Cualitativos | 33 |
| 4.2 | Principales Corrientes de Pensamiento y Debates Actuales | 34 |
| 4.3 | Limitaciones de la Revisión | |

| | | |
|-----|--|----|
| 5 | Conclusiones y Líneas Futuras de Investigación | 38 |
| 5.1 | Conclusiones Principales | 38 |
| 5.2 | Identificación de Gaps en la Literatura | 39 |
| 6 | Análisis de Impacto | 42 |
| 6.1 | Impacto Personal y Académico | 42 |
| 6.2 | Impacto Empresarial y Económico | 43 |
| 6.3 | Impacto Social y Medioambiental | 44 |
| | Impactos Sociales | 44 |
| | Impactos Medioambientales | 45 |
| | Relación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) | 45 |
| 7 | Bibliografía | 47 |
| 8 | Anexos | 51 |
| 8.1 | Anexo 1: Detalles de la Estrategia de Búsqueda Sistemática | 51 |
| 8.2 | Anexo 2: Diagrama de flujo PRISMA | 55 |

1 Introducción

1.1 Contexto: La Era de la IA y la Transformación Laboral

La interacción entre el cambio tecnológico y el mercado laboral ha constituido, históricamente, un eje central y recurrente del análisis económico [1]. Si bien es cierto que revoluciones tecnológicas pasadas, como la mecanización industrial, suscitaron temores sobre la sustitución masiva del trabajo humano, la evidencia histórica ha tendido a revelar un patrón más complejo: se produjo la destrucción de empleos existentes, sí, pero simultáneamente emergió la creación de nuevas tareas y ocupaciones. Esto resultó en una reconfiguración profunda del panorama laboral, más que en una simple reducción neta del empleo a largo plazo [2].

Ahora bien, la emergencia y rápida expansión de la Inteligencia Artificial (IA) en las últimas décadas está añadiendo nuevas y significativas dimensiones a este debate. La IA, entendida como la capacidad de los sistemas computacionales para ejecutar tareas que normalmente requieren inteligencia humana (tales como el aprendizaje, el razonamiento o la percepción) [3], y en particular sus avances más recientes en áreas como el Aprendizaje Automático o la IA Generativa, se distingue por su potencial para automatizar un rango que va mucho más allá de las tareas manuales o cognitivas puramente rutinarias, permitiendo ahora abordar un espectro creciente de tareas que se consideraban complejas y no rutinarias [4][5].

Esta capacidad de la IA para invadir el núcleo del trabajo cognitivo, afectando incluso a ocupaciones de alta cualificación, alimenta la percepción de una transformación laboral potencialmente más profunda y acelerada que las anteriores.

1.2 Justificación y Relevancia del Estudio

La Inteligencia Artificial ha adquirido un lugar central y prioritario en el debate económico y social. Esto se debe a una variedad de razones que se encuentran profundamente interconectadas. Existe, por ejemplo, una preocupación extendida por su impacto potencial sobre el volumen agregado de empleo y la posible aparición de lo que se ha denominado "desempleo tecnológico" [2]. Sin embargo, el análisis va más allá de la simple cantidad de puestos de trabajo; resultan igualmente cruciales las implicaciones distributivas que trae consigo la IA. Se manifiesta el temor de que esta tecnología pueda acentuar la desigualdad salarial, intensificar la polarización dentro del mercado laboral, favoreciendo los extremos en detrimento del segmento medio, y disminuir la participación de las rentas del trabajo en el total de la renta nacional [6].

Además de lo anterior, la IA está provocando una rápida transformación en la demanda de habilidades. Se observa una clara devaluación de las competencias de carácter más rutinario, al tiempo que aumenta la importancia y la valoración de habilidades cognitivas de orden superior, habilidades sociales y destrezas técnicas especializadas vinculadas a la propia tecnología [7]. Esta situación presenta desafíos considerables para la necesaria adaptación de la fuerza laboral y expone la urgencia de contar con políticas efectivas en materia de educación y formación continua [7].

La propia complejidad de los mecanismos económicos en juego: la interacción dinámica entre el desplazamiento de trabajadores, el aumento de la productividad y la creación de nuevas tareas y ocupaciones [2]; sumada a la inherente incertidumbre sobre cuáles serán los efectos netos finales de todo este proceso, marcan la necesidad de contar con una síntesis profunda y actualizada de la literatura académica existente. Precisamente, esta revisión sistemática busca responder a dicha necesidad, proporcionando una base de conocimiento informada que resulte útil tanto para comprender la profunda transformación que está teniendo lugar como para guiar futuras investigaciones académicas.

1.3 Objetivos del Trabajo Fin de Grado

El objetivo general de este Trabajo Fin de Grado es realizar una revisión sistemática de la literatura académica sobre el impacto económico de la Inteligencia Artificial y, aunque en menor grado, la robotización en el mercado laboral. Los objetivos específicos son:

- Idear y documentar una estrategia de búsqueda sistemática y reproducible en bases de datos académicas clave (WoS, Scopus).
- Realizar un análisis bibliométrico y descriptivo del conjunto de literatura resultante, identificando tendencias temporales, geográficas, autores y revistas principales.
- Clasificar la literatura seleccionada según criterios temáticos y metodológicos relevantes.
- Sintetizar los principales hallazgos de la literatura sobre el impacto de la IA/robotización en el empleo, salarios, desigualdad, habilidades y productividad, prestando especial atención a los marcos teóricos como el Task-Based Framework (TBF) y las contribuciones de Acemoglu y Restrepo.
- Identificar los principales debates actuales y los huecos ("gaps") en la investigación existente que podrían orientar futuras líneas de trabajo.

1.4 Estructura de la Memoria

La presente memoria se organiza de la siguiente manera: Tras esta Introducción (Capítulo 1), el Capítulo 2 detalla la Metodología empleada para la revisión sistemática de literatura. El Capítulo 3 se dedica a la presentación de los resultados obtenidos, los cuales se estructuran en un análisis bibliométrico (sección 3.1) y una síntesis cualitativa de los hallazgos encontrados (sección 3.2). El Capítulo 4 ofrece una discusión de estos resultados, interpretándolos, conectando los hallazgos y abordando los debates principales. El Capítulo 5 expone las Conclusiones principales del trabajo y las futuras líneas de investigación identificadas. El Capítulo 6 realiza el Análisis de Impacto requerido. Finalmente, se presenta la Bibliografía completa y los Anexos relevantes.

2 Metodología de la Revisión Sistemática

2.1 Preguntas de Investigación

Esta revisión sistemática busca responder a las siguientes preguntas principales:

1. ¿Cuál es la evidencia empírica acumulada en la literatura económica sobre el impacto de la Inteligencia Artificial y la robotización en los niveles de empleo, la estructura salarial, la desigualdad y la demanda de habilidades?
2. ¿Cuáles son los principales marcos teóricos utilizados para analizar esta relación y qué mecanismos destacan?
3. ¿Cuáles son los debates actuales más relevantes y los huecos de investigación identificados en la literatura sobre IA y mercado laboral?

2.2 Estrategia de Búsqueda

Para asegurar una identificación exhaustiva y lo menos sesgada posible de la literatura relevante, se implementará una estrategia de búsqueda sistemática y documentada en bases de datos académicas clave. Las fuentes primarias serán **Scopus** y **Web of Science (WoS)**, reconocidas por su amplia cobertura multidisciplinaria e internacional de literatura revisada por pares. Adicionalmente, se realizarán búsquedas exploratorias en bases de datos complementarios como Google Scholar, ResearchGate, y Dialnet, y en repositorios de *preprints* como **NBER (National Bureau of Economic Research)** para capturar trabajos muy recientes o literatura gris académicamente relevante a la frontera de investigaciones actuales (*working papers*) que aún no hayan sido formalmente publicados [8].

La estrategia de búsqueda combinará términos clave relacionados con los conceptos centrales: *Tecnología*: IA/Automatización/Robots; *Mercado Laboral*: Empleo/Trabajo; *Resultados*: Salarios/Desigualdad/Habilidades/Productividad; utilizando operadores booleanos (AND, OR) y truncamiento (*). Se diseñarán cadenas de búsqueda específicas adaptadas a la sintaxis de cada base de datos, buscando principalmente en los campos de Título (TI), Resumen (AB) y Palabras Clave (KW, DE) para maximizar la relevancia]. Se aplicarán filtros por idioma (inglés, español) y por periodo temporal (p. ej., 2010-presente, con excepciones justificadas para trabajos seminales anteriores). Las consultas exactas junto con algunos filtros se encuentran documentadas (ver Anexo 1) para garantizar la replicabilidad.

2.3 Criterios de Inclusión y Exclusión

La selección de los estudios a incluir en la revisión se basará en criterios explícitos, definidos *a priori* para asegurar la objetividad y la relevancia respecto a las preguntas de investigación.

Criterios de Inclusión:

- **Tipo de publicación:** Se incluirán principalmente artículos originales publicados en revistas académicas revisadas por pares. También se considerarán *working papers* de alta calidad provenientes de instituciones de investigación reconocidas (ej. NBER, IZA, CEPR, bancos centrales) que representan investigación reciente y relevante, marcándolos claramente como tales]. Se incluirán asimismo revisiones sistemáticas o meta-análisis previos para identificar estudios primarios y contextualizar los hallazgos.

- **Temática:** Los estudios deben analizar explícitamente el impacto económico o las implicaciones de la Inteligencia Artificial (en sus diversas formas: ML, GenAI, etc.), la robotización industrial o la automatización avanzada sobre resultados del mercado laboral (ej. niveles de empleo, desempleo, salarios, estructura salarial, desigualdad, polarización, demanda/oferta de habilidades, composición de tareas, productividad laboral, participación del trabajo en la renta).
- **Enfoque:** Se priorizarán estudios con un enfoque económico, aunque se considerarán trabajos relevantes de disciplinas afines como la sociología del trabajo o la gestión si abordan las preguntas de investigación.
- **Idioma:** Publicaciones escritas en inglés o español.
- **Periodo:** Publicaciones dentro del marco temporal definido (aproximadamente 2010-presente, con excepciones justificadas).

Criterios de Exclusión:

- **Tipo de publicación:** Editoriales, cartas al editor, comentarios, reseñas de libros, noticias, artículos de opinión, blogs, informes de consultoría sin revisión académica explícita, literatura de divulgación general.
- **Temática:** Estudios puramente técnicos sobre algoritmos de IA o ingeniería robótica sin análisis de impacto económico o laboral; estudios centrados exclusivamente en aspectos éticos, legales o filosóficos de la IA sin una dimensión económica cuantificable; estudios sobre automatización en contextos no laborales, por ejemplo, aplicaciones médicas sin análisis de empleo en salud no serán contados.
- **Foco:** Estudios donde la IA/automatización sea mencionada solo tangencialmente y no constituya una variable explicativa central del análisis del mercado laboral.
- **Idioma/Periodo:** Estudios fuera de los límites definidos.
- **Duplicados:** Registros idénticos encontrados en múltiples bases de datos.

2.4 Proceso de Selección de Estudios

La selección de estudios se llevará a cabo de forma sistemática y transparente, siguiendo un proceso de cribado en dos etapas fundamentales:

Cribado Inicial (Título y Resumen): Se revisarán los títulos y *abstracts*/resúmenes de todos los registros identificados en las búsquedas iniciales. Obviamente, se excluirán aquellos estudios que claramente no cumplan con los criterios de inclusión.

Evaluación de Texto Completo: Se recuperará el texto completo de todos los estudios que superen el cribado inicial. Estos serán analizados para aplicar nuevamente los criterios de inclusión y exclusión de forma más rigurosa y definitiva.

Se utilizará el gestor bibliográfico Zotero para manejar las referencias y eliminar duplicados. [23].

Para gestionar eficientemente las referencias a lo largo de este proceso, se utilizará el software de gestión bibliográfica **Zotero**. Con Zotero se podrá importar los resultados de las búsquedas, eliminar registros duplicados automáticamente, facilitar el cribado y organizar los estudios seleccionados.

Además, permite un flujo de importación directo desde bases de datos como Scopus y WoS con el formato RIS, y una exportación del mismo formato para operar con VOSviewer o CSV para hojas de cálculo [9]. El proceso se documentará y resumirá de forma clara mediante un diagrama de flujo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) [10]

2.5 Extracción de Datos y Variables Analizadas

Una vez identificados los estudios que cumplen todos los criterios de inclusión, se procederá a la fase de extracción de información relevante. Para asegurar la consistencia y facilitar la síntesis posterior, se diseñará y utilizará una plantilla de extracción de datos estandarizada en una hoja de cálculo (Excel o similar).

Esta plantilla incluirá campos predefinidos para capturar aspectos clave de cada estudio, tales como:

- **Información Bibliográfica:** Autores, año de publicación, título, revista o fuente.
- **Objetivos/Pregunta de Investigación:** El propósito principal del estudio.
- **Marco Teórico:** Las teorías económicas o conceptuales en las que se basa el estudio, por ejemplo, TBF o SBTC.
- **Resultados Principales:** Los hallazgos más importantes del estudio en relación con las preguntas de esta revisión (impacto en empleo, salarios, desigualdad, habilidades, productividad). Se extraerán tanto resultados cuantitativos (coeficientes estimados, significancia estadística) como cualitativos (interpretaciones, mecanismos identificados).
- **Limitaciones:** Las limitaciones metodológicas o de alcance reconocidas por los propios autores del estudio.
- **Gaps:** Los “huecos” que no cubre el estudio que son relevantes para estudiar, reconocidos por los autores.

La información extraída en esta plantilla será la base para la síntesis cualitativa y parte del análisis descriptivo.

2.6 Plan de Análisis

El análisis de la literatura seleccionada combinará dos enfoques metodológicos:

Síntesis Cualitativa: Se realizará una síntesis narrativa estructurada de los hallazgos. Los estudios se agruparán temáticamente, se describirán, compararán y contrastarán los resultados, discutiendo la consistencia, heterogeneidad y posibles explicaciones de las diferencias (metodológicas, contextuales), y evaluando la fortaleza general de la evidencia para cada punto clave.

Análisis Bibliométrico: Se realizará un análisis descriptivo cuantitativo de los metadatos del conjunto final de artículos seleccionados [11]. Se utilizará el software VOSviewer para explorar y visualizar patrones como: tendencias temporales de publicación, distribución geográfica de la investigación, autores e instituciones más relevantes, revistas centrales, y mapas temáticos basados en la coocurrencia de palabras clave. Este análisis proporcionará un contexto cuantitativo a la síntesis cualitativa.

Los resultados de este análisis bibliométrico se presentarán en la siguiente sección, utilizando tablas, gráficos y mapas de redes generados por VOSviewer, proporcionando un contexto cuantitativo para la discusión de los hallazgos cualitativos. Ambos análisis, cualitativo y bibliométrico, se integrarán en la discusión final para ofrecer una visión completa del estado del arte.

3 Resultados

3.1 Panorama Bibliométrico de la Literatura

3.1.1 Descripción General de los Estudios Incluidos

La presente revisión sistemática de literatura se propuso realizar un barrido exhaustivo y riguroso de la investigación académica sobre el impacto económico de la Inteligencia Artificial y la robotización en el mercado laboral. Para ello, se diseñó e implementó una estrategia de búsqueda detallada en dos bases de datos académicas principales: Web of Science (WoS) y Scopus. Las búsquedas combinaron términos clave relacionados con la IA, la automatización, la robotización y diversos aspectos del mercado laboral, especialmente el empleo, salarios, habilidades, y productividad, aplicando filtros temporales que generalmente abarcaron desde 2015 hasta la actualidad, 2025, con algunas búsquedas específicas ajustadas a periodos más recientes o sin restricción temporal para capturar trabajos seminales o muy específicos (ver Anexo 1 para las cadenas de búsqueda completas).

El proceso de selección de estudios siguió las directrices PRISMA, cuyo diagrama de flujo se presenta en el Anexo 2. Inicialmente, se identificaron un total de **788 registros** a través de las búsquedas en las bases de datos, siendo 389 de Web of Science y 399 de Scopus. Tras la eliminación de **84 estudios duplicados**, se procedió al examen de **704 registros** únicos mediante la revisión de títulos y resúmenes.

En esta fase de cribado inicial, se excluyeron **548 estudios** principalmente por falta de relevancia directa con las preguntas de investigación de esta revisión. Los **156 estudios restantes** (denominados y referidos desde ahora como Lista A) fueron evaluados basándose en el título, abstracto, introducciones y conclusiones para determinar su elegibilidad final. De estos, se excluyeron **116 artículos adicionales**: la gran mayoría (n=115) por no abordar de forma central el impacto económico de la IA/robotización en el mercado laboral o por no ajustarse a otros criterios de inclusión definidos en la sección 2.3, y un estudio fue excluido por haber sido retractado.

Como resultado de este proceso sistemático de selección, se incluyó un conjunto final de **40 estudios** (denominados y referidos desde ahora como Lista AA) para el análisis cualitativo detallado en esta revisión. En cuanto a su tipología, la totalidad de estos 40 estudios corresponden a artículos publicados en revistas académicas (*journal articles*), de los cuales 6 son revisiones de literatura (*reviews*). Estos 40 trabajos constituyen el corpus central sobre el cual se basa la síntesis de hallazgos presentada en la sección 3.2 y los análisis descriptivos y de redes que se detallan a continuación en este capítulo.

3.1.2 Distribución Temporal y Geográfica de las Publicaciones

El análisis de la distribución temporal de la literatura seleccionada revela un interés creciente y una aceleración en la investigación sobre el impacto económico de la IA y la robotización en el mercado laboral, especialmente en los años más recientes.

Distribución Temporal

Para la colección más amplia de 156 artículos de la Lista A, que representa el conjunto de trabajos potencialmente relevantes identificados tras el cribado inicial, la evolución temporal de las publicaciones muestra un crecimiento sostenido desde 2015. Como se observa en la Figura 3.1, tras unos años iniciales con un número reducido de publicaciones con 2 artículos tanto en 2015 como en 2016, 4 en 2017, 6 en 2018 y 5 en 2019, se produce una aceleración notable a partir de 2020 con 11 artículos. Esta tendencia ascendente se intensifica en los años subsiguientes, alcanzando un pico destacado en 2024 con 56 publicaciones, lo que representa un incremento de casi treinta veces en comparación con los primeros años del periodo analizado. Las 14 publicaciones identificadas para 2025 sugieren una continuación de este alto nivel de producción académica, aunque este dato es preliminar al momento de la búsqueda.

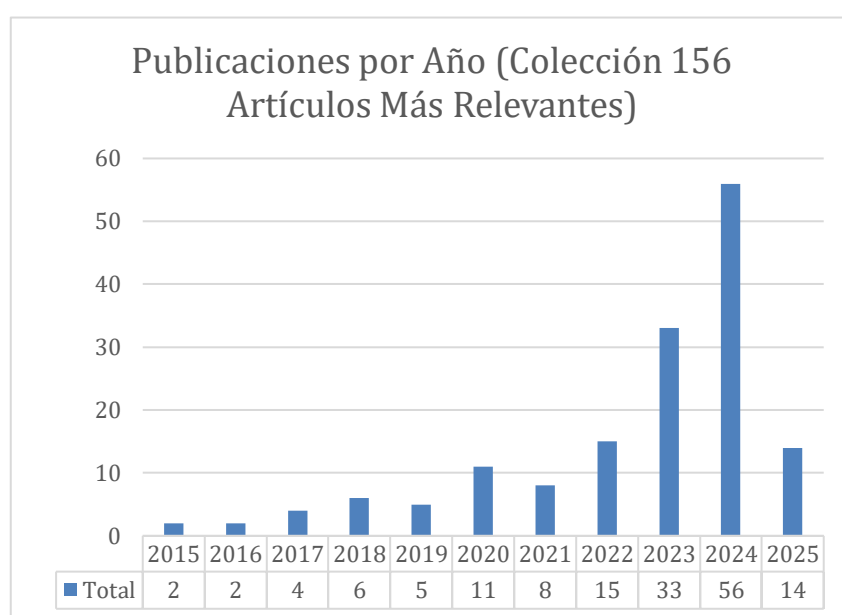


Figura 3.1: Distribución Temporal de Publicaciones Potencialmente Relevantes sobre IA y Mercado Laboral ($n=156$), 2015-2025.

Al analizar la colección final de 40 artículos en la Lista AA, seleccionados para la síntesis cualitativa en profundidad, se observa un patrón de crecimiento que, si bien es más irregular, también muestra una clara tendencia ascendente, especialmente a partir de 2018 (ver Figura 3.2). Tras un inicio con contribuciones puntuales con 1 artículo en 2015 y 1 en 2017, se registra un primer aumento en 2018 con 4 artículos. Sigue un periodo de menor producción entre 2019 y 2021, con 2, 1 y 2 artículos respectivamente, para luego experimentar un crecimiento acelerado a partir de 2022 con 8 artículos, alcanzando su máximo en 2024 con 11 publicaciones. La progresión en este conjunto más reducido es menos uniforme que en la colección de 156 artículos, caracterizándose por periodos de estancamiento seguidos de crecimientos significativos.



Figura 3.2: *Distribución Temporal de Publicaciones Clave Incluidas en la Síntesis Cualitativa (n=40), 2015-2025.*

Mientras que estos datos provienen de unas colecciones ciertamente reducidas, hacen su trabajo de mostrar la tendencia actual creciente en la agenda de investigación económica. Ambas distribuciones temporales confirman que el campo de estudio es muy dinámico y de gran interés, y va a ser interesante ver cuánto más crece al final de este año.

Distribución Geográfica del Foco de Estudio

El análisis de la distribución geográfica se centró en identificar las áreas o localizaciones que fueron el objetivo principal de los estudios incluidos en la Lista A. Es importante notar que esta caracterización se basa en el foco geográfico de la investigación empírica o teórica, y no necesariamente en el país de afiliación de los autores, ya que los metadatos de los elementos cribados no contenían esta última información, con lo que estos datos fueron recuperados del propio cuerpo de esta colección final.

Como se detalla en la Tabla 3.1 y se visualiza en la Figura 3.3, una proporción significativa de los estudios (11 de 40, 27.5%) adoptan una perspectiva "Global" o abordan el tema sin un enfoque geográfico específico, lo que incluye revisiones de literatura y algunos modelos teóricos. Le siguen en frecuencia los estudios centrados en EE. UU. (7 artículos, 17.5%) y China (6 artículos, 15%), destacando la prominencia de estas dos economías en la investigación sobre el impacto laboral de la IA. Un número considerable de trabajos (6 artículos, 15%) son de naturaleza teórica o no aplicable a una geografía particular. Europa también está representada, con estudios enfocados en Alemania (3 artículos) y Suiza (1 artículo), además de análisis que cubren la OCDE en su conjunto (2 artículos) o "Países Desarrollados", descritos así por Guliyev (2023) [12], de forma general pero que la mayoría forman parte del OCDE (1 artículo). Finalmente, se identificaron estudios específicos para Canadá, Taiwán y Latinoamérica (1 artículo cada uno).

Tabla 3.1: *Distribución Geográfica del Foco de los Estudios Incluidos (n=40).*

| Area del Estudio | Nº de Publicaciones |
|-------------------------|---------------------|
| Global | 11 |
| EE. UU. | 7 |
| Teórico/No Aplicable | 6 |
| China | 6 |
| Alemania | 3 |
| OCDE | 2 |
| Taiwán | 1 |
| Suiza | 1 |
| Canadá | 1 |
| Países Desarrollados | 1 |
| Latinoamérica | 1 |
| Total | 40 |

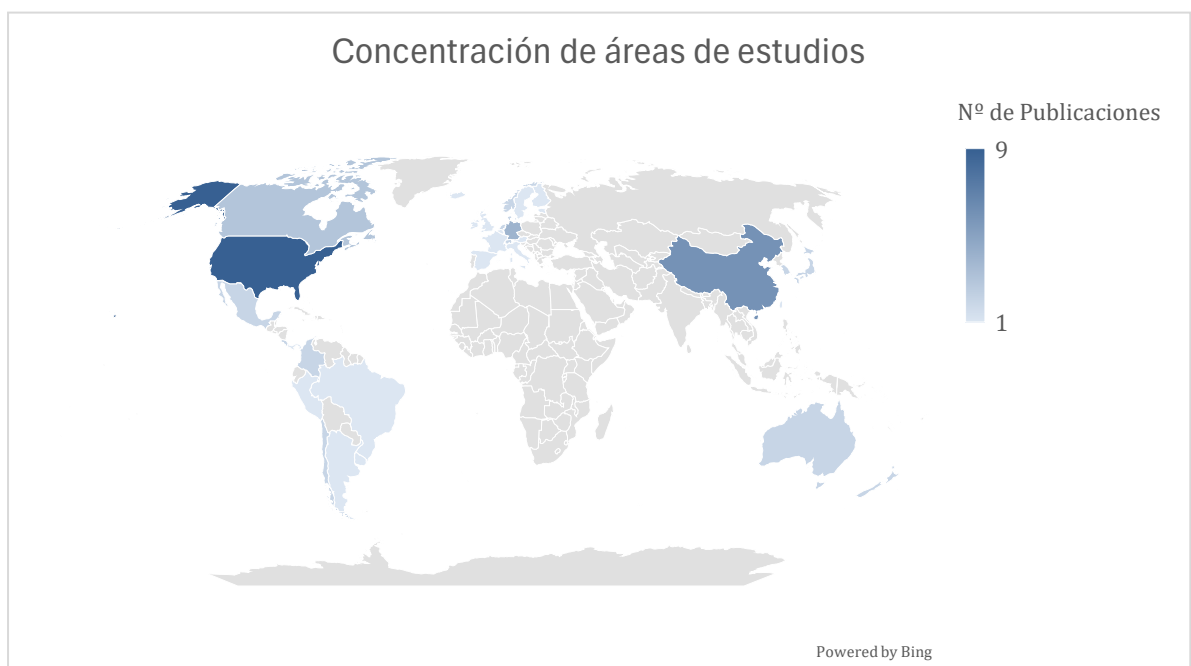


Figura 3.3: *Concentración Geográfica del Foco de los Estudios Incluidos (n=40).*

Esta distribución sugiere que, si bien existe un cuerpo de investigación con alcance global o teórico, los estudios empíricos tienden a concentrarse en las grandes economías avanzadas o emergentes donde la adopción de IA y la transformación del mercado laboral son particularmente evidentes. La investigación sobre el impacto en otras regiones, como Latinoamérica, aunque presente, es comparativamente menos frecuente en esta selección de artículos clave.

3.1.3 Principales Autores y Publicaciones

El análisis de los autores y las fuentes de publicación de la literatura seleccionada permite identificar a los investigadores y las revistas que están jugando un papel central en la configuración del campo de estudio sobre el impacto económico de la IA y la robotización en el mercado laboral.

Autores Más Prolíficos y Redes de Colaboración

Al examinar la Lista A, se observa que un grupo de autores destaca por su número de contribuciones. La Tabla 3.2 muestra los autores más frecuentes en esta colección. Encabezando la lista se encuentran **Pascual Restrepo** con 11 contribuciones y **Daron Acemoglu** con 10 contribuciones), seguidos por **David Autor** con sus 5 contribuciones. Otros autores con múltiples publicaciones en esta lista más amplia incluyen a Abbas Mardani y Demetris Vrontis (3 contribuciones cada uno), y un grupo de investigadores con dos contribuciones cada uno.

Tabla 3.2: Autores Más Frecuentes en la Lista A (Top 20)

| Autores | Nº de Contribuciones |
|---------------------|----------------------|
| Restrepo, Pascual | 11 |
| Acemoglu, Daron | 10 |
| Autor, David | 5 |
| Mardani, Abbas | 3 |
| Vrontis, Demetris | 3 |
| Omelianenko, O. | 2 |
| Tang, Pok Man | 2 |
| Aguinis, Herman | 2 |
| Breier, Matthias | 2 |
| Bilgram, Volker | 2 |
| Brynjolfsson, Erik | 2 |
| Pellanda, P.C. | 2 |
| Chakraborty, Ishita | 2 |
| Stegmaier, Jens | 2 |
| Christofi, Michael | 2 |
| Yam, Kai Chi | 2 |
| De Cremer, David | 2 |
| Micu, Adrian | 2 |
| Decosta, Patrick | 2 |
| L'Espoir | 2 |
| ... | ... |
| Total | 523 |

Cuando se analiza la Lista AA seleccionados para la síntesis cualitativa, la prominencia de **Acemoglu** y **Restrepo** se mantiene, con 7 contribuciones cada uno (ver Tabla 3.3). **David Autor** y **Demetris Vrontis** también figuran con 3 contribuciones cada uno en este conjunto más selecto. Varios otros autores

cuentan con dos contribuciones dentro de estos 40 artículos fundamentales, lo que subraya su relevancia específica para las preguntas centrales de esta revisión.

Tabla 3.3: Autores Más Frecuentes en la Lista AA (Top 15)

| Autores | Nº de Contribuciones |
|-----------------------|----------------------|
| Restrepo, Pascual | 7 |
| Acemoglu, Daron | 7 |
| Vrontis, Demetris | 3 |
| Autor, David | 3 |
| Pereira, Vijay | 2 |
| Christofi, Michael | 2 |
| Restubog, Simon Lloyd | |
| D. | 2 |
| Gasparini, L. | 2 |
| Pellanda, P.C. | 2 |
| Hamzah, Hanny Zurina | 2 |
| Aguinis, Herman | 2 |
| Zvarych, Roman | 2 |
| Tarba, Shlomo | 2 |
| Woessner, Nicole | 2 |
| Dinlersoz, Emin | 2 |
| ... | ... |
| Total | 130 |

El análisis de coautoría realizado con VOSviewer sobre la Lista A proporciona una visión visual de las redes de colaboración (ver Figura 3.4). Este análisis consolida los datos de las tablas anterior, en que destaca un **grupo central dominante** en la investigación, con Daron Acemoglu y Pascual Restrepo como los nodos más influyentes y con el mayor número de colaboraciones. Este dúo forma el núcleo de la red, conectando con otros investigadores importantes como David Autor y David Dorn, lo que sugiere una línea de investigación consolidada y altamente colaborativa. Alrededor de este núcleo, se observan varios **clusters periféricos más pequeños y especializados**. Entre ellos, se identifica un grupo con autores como Kai Chi Yam y Pok Man Tang; otro que incluye a Michael Christofi, Vijay Pereira y Demetris Vrontis; y otros grupos más dispersos con autores como Erik Brynjolfsson e Ishita Chakraborty. Este patrón de colaboración sugiere un campo con un fuerte núcleo teórico y metodológico, complementado por grupos de investigación que abordan aspectos específicos o aplicaciones regionales del impacto de la IA. Es importante notar que, debido a las limitaciones en los metadatos exportados, no fue posible realizar un análisis de coautoría a nivel de instituciones o países directamente desde VOSviewer para esta colección.

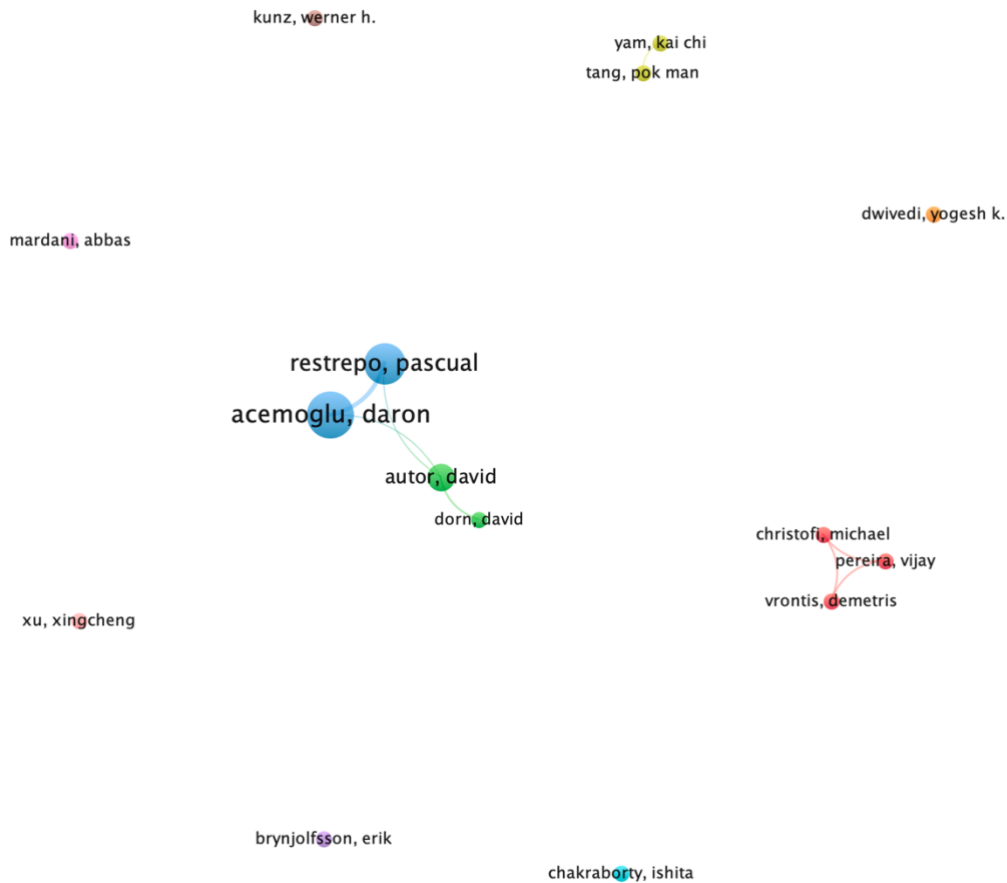


Figura 3.4: Red de Coautoría de Autores en la Investigación sobre IA y Mercado Laboral (n=156).

Principales Fuentes de Publicación

En cuanto a las revistas y otras fuentes donde se publica esta investigación, el análisis de la Lista A muestra que **TECHNOLOGICAL FORECASTING AND SOCIAL CHANGE** es la revista más destacada, con 17 artículos (ver Tabla 3.4). Le siguen, con 3 artículos cada una, revistas como *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *Quarterly Journal of Economics*, *Journal of Economic Perspectives*, *Energy Economics*, *Tourism Management* y *Research Policy*. Varias otras revistas importantes, incluyendo *Journal of Economic Behavior & Organization*, *Economics Letters*, y *Annual Review of Economics*, cuentan con dos artículos cada una en esta selección más amplia.

Tabla 3.4: Principales Fuentes de Publicación en la Lista A (Top 15)

| Fuente de Publicación | Nº de Publicaciones |
|--|---------------------|
| TECHNOLOGICAL FORECASTING AND SOCIAL CHANGE | 17 |
| INTERNATIONAL JOURNAL OF CONTEMPORARY HOSPITALITY MANAGEMENT | 3 |

| | |
|---|------------|
| QUARTERLY JOURNAL OF ECONOMICS | 3 |
| JOURNAL OF ECONOMIC PERSPECTIVES | 3 |
| ENERGY ECONOMICS | 3 |
| TOURISM MANAGEMENT | 3 |
| RESEARCH POLICY | 3 |
| MARKETING SCIENCE | 2 |
| JOURNAL OF ECONOMIC BEHAVIOR & ORGANIZATION | 2 |
| ECONOMICS LETTERS | 2 |
| AMERICAN ECONOMIC JOURNAL-MACROECONOMICS | 2 |
| BROOKINGS PAPERS ON ECONOMIC ACTIVITY | 2 |
| OECONOMIA COPERNICANA | 2 |
| BUSINESS HORIZONS | 2 |
| ANNUAL REVIEW OF ECONOMICS | 2 |
| ... | ... |
| Total | 155 |

Al examinar las fuentes de la Lista AA, **TECHNOLOGICAL FORECASTING AND SOCIAL CHANGE** sigue siendo la revista más frecuente, con 8 de los 40 artículos (ver Tabla 3.5). Le siguen *Research Policy*, *Journal of Economic Perspectives* y *Journal of Economic Behavior & Organization*, con 2 artículos cada una. El resto de los artículos de esta colección se distribuyen en una variedad de revistas de alto impacto en economía y campos relacionados, como *Journal of Labor Economics*, *Review of Economic Studies*, *Econometrica*, *Journal of the European Economic Association* y *Economic Policy*, cada una con una contribución. Esta diversidad de fuentes en la colección más selecta subraya la relevancia multidisciplinar y el interés que suscita el tema en diferentes ámbitos de la investigación económica.

Tabla 3.5: Principales Fuentes de Publicación en la Lista AA (Top 15)

| Fuente de Publicación | Nº de Publicaciones |
|--|---------------------|
| TECHNOLOGICAL FORECASTING AND SOCIAL CHANGE | 8 |
| RESEARCH POLICY | 2 |
| JOURNAL OF ECONOMIC PERSPECTIVES | 2 |
| JOURNAL OF ECONOMIC BEHAVIOR & ORGANIZATION | 2 |
| JOURNAL OF LABOR ECONOMICS | 1 |
| REVIEW OF ECONOMIC STUDIES | 1 |
| OECONOMIA COPERNICANA | 1 |
| JOURNAL OF FINANCIAL ECONOMICS | 1 |
| ECONOMETRICA | 1 |
| JOURNAL OF THE EUROPEAN ECONOMIC ASSOCIATION | 1 |
| ECONOMIC POLICY | 1 |
| RESEARCH IN GLOBALIZATION | 1 |
| ECONOMICS LETTERS | 1 |
| WORLD DEVELOPMENT | 1 |

...

...

| | |
|--------------|-----------|
| Total | 40 |
|--------------|-----------|

Estos datos sobre autores y publicaciones ayudan a contextualizar la investigación, identificando a los principales contribuyentes intelectuales y los canales de difusión más importantes para los estudios sobre IA y mercado laboral.

3.1.4 Clasificación Temática y Metodológica de la Literatura

Para comprender los principales focos de atención y los fundamentos conceptuales de la investigación sobre IA y mercado laboral, se realizó un análisis temático basado en la frecuencia de palabras clave (tags) y un mapeo de coocurrencia de términos. Adicionalmente, se examinaron los marcos teóricos empleados en la colección de los 40 estudios clave.

Análisis Temático Basado en Palabras Clave

El análisis de frecuencia de las palabras clave proporcionados por los metadatos denominados "Automatic Tags" proporciona una primera aproximación a los temas más recurrentes en la literatura. Para la Lista A, las 25 palabras clave más frecuentes (ver Tabla 3.6 y Figura 3.5) muestran un claro predominio de términos generales como "ai" (74 apariciones), "technology" (40), seguido por conceptos directamente relacionados con el impacto económico y laboral como "growth" (30), "employment" (27), "automation" (26), "productivity" (22), "innovation" (21), "polarization" (18) y "robots" (18). También destacan términos como "tasks" (17), "generative ai" (17) e "impact" (15).

Tabla 3.6: Palabras Clave Más Frecuentes en la Lista A (Top 25)

| Palabras Clave | Nº de Apariciones |
|----------------------------|-------------------|
| ai | 74 |
| technology | 40 |
| growth | 30 |
| employment | 27 |
| automation | 26 |
| productivity | 22 |
| innovation | 21 |
| polarization | 18 |
| robots | 18 |
| tasks | 17 |
| generative ai | 17 |
| impact | 15 |
| digital transformation | 15 |
| jobs | 14 |
| information- technology | 12 |
| performance | 11 |

| | |
|----------------------|-------------|
| future | 11 |
| management | 11 |
| inequality | 11 |
| technological-change | 10 |
| llms | 10 |
| chatgpt | 10 |
| wages | 9 |
| demand | 9 |
| work | 8 |
| ... | ... |
| Grand Total | 1467 |

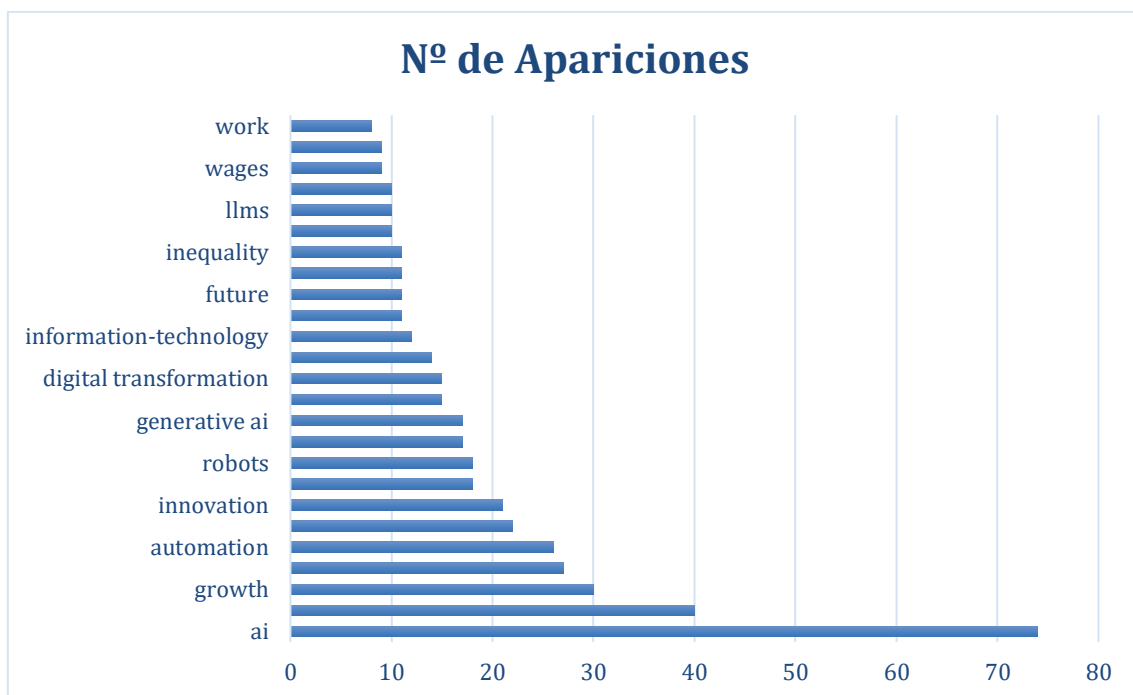


Figura 3.5: Frecuencia de Palabras Clave (Tags) en Lista A.

Al analizar las 20 palabras clave más frecuentes en la Lista AA (ver Tabla 3.7 y Figura 3.6), el término "ai" sigue siendo el más prominente (23 apariciones). Le siguen "robots" (16), "technology" (16), "employment" (15), "growth" (13), "automation" (12), "productivity" (12), "tasks" (11) y "polarization" (11). Aunque hay una gran superposición con la lista anterior, la prominencia de "robots" y "tasks" en este conjunto más selecto podría indicar su centralidad en los estudios considerados fundamentales para esta revisión.

Tabla 3.7: Palabras Clave Más Frecuentes en la Lista AA (Top 20)

| Palabras Clave | Nº de Apariciones |
|----------------|-------------------|
| ai | 23 |
| robots | 16 |
| technology | 16 |

| | |
|----------------------|------------|
| employment | 15 |
| growth | 13 |
| automation | 12 |
| productivity | 12 |
| tasks | 11 |
| polarization | 11 |
| innovation | 9 |
| jobs | 8 |
| inequality | 6 |
| technological-change | 6 |
| skills | 5 |
| wages | 5 |
| labor | 5 |
| technological change | 4 |
| impact | 4 |
| future | 4 |
| wage inequality | 4 |
| ... | ... |
| Total | 399 |

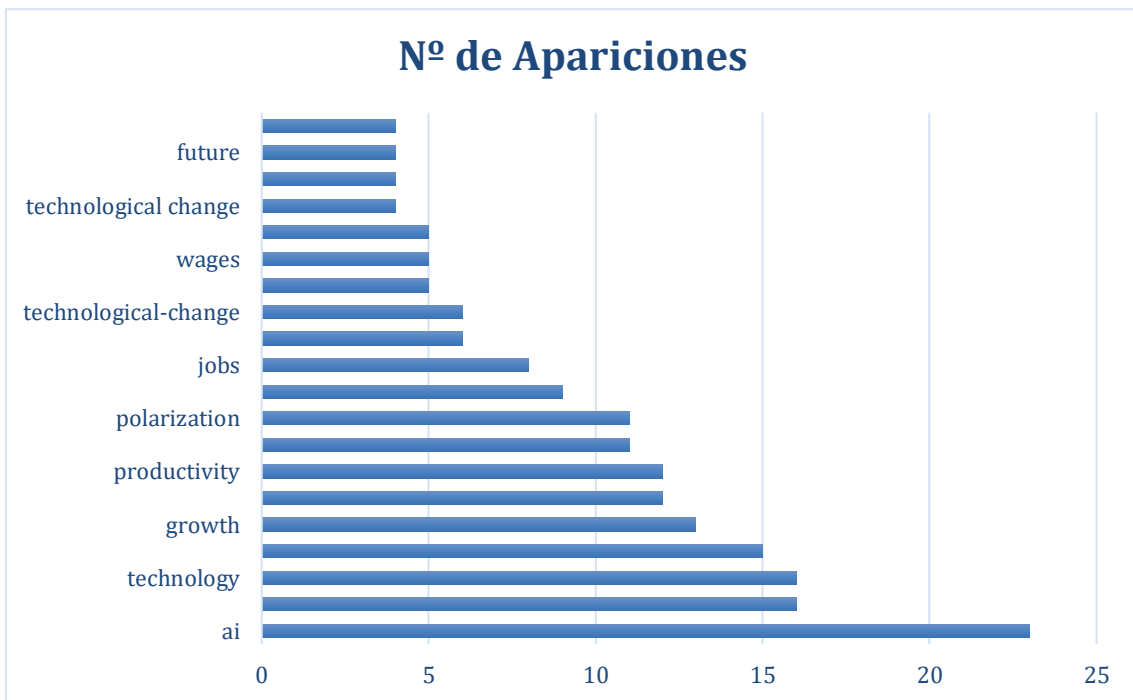


Figura 3.6: Frecuencia de Palabras Clave (Tags) en Lista AA.

Mapeo de Temas de Investigación mediante Coocurrencia de Palabras Clave

Para obtener una comprensión más profunda de la estructura temática y las interrelaciones entre los conceptos, se realizó un análisis de coocurrencia de palabras clave con VOSviewer sobre la Lista A. El mapa de red resultante (Figura 3.7) y el mapa de superposición (overlay, en inglés) (Figura 3.8) revelan varios clusters temáticos interconectados:

- **Cluster Tecnológico Central (Azul/Verde en el mapa de red):** Este es el grupo más prominente, centrado en "AI" como el nodo principal. Incluye términos estrechamente relacionados como "generative ai", "large language models" (llms), "chatgpt", junto con "digital transformation", "information technology" y "knowledge". Este cluster representa el núcleo tecnológico de la investigación, con un énfasis claro en las tecnologías emergentes de IA generativa.
- **Cluster de Impacto Laboral (Rojo/Turquesa en el mapa de red):** Este cluster agrupa conceptos directamente vinculados con los efectos de la IA en el mercado de trabajo, tales como "labor", "jobs", "employment", "wages", "automation", "tasks" e "inequality". Aborda las consecuencias más inmediatas de la IA en el empleo y la distribución salarial.
- **Cluster Económico-Empresarial (Verde en el mapa de red):** Aquí se incluyen términos como "technology", "productivity", "growth", "firm performance", "management", "work" e "innovation". Este grupo representa la perspectiva más amplia del impacto de la IA a nivel organizacional y macroeconómico.
- **Cluster de Transformación Sectorial (Periférico en el mapa de red):** Este cluster comprende conceptos como "robots", "skills", "polarization", "technological change", "big data" y "trade", enfocándose en los cambios estructurales y sectoriales impulsados por la tecnología.

La visualización de superposición es particularmente reveladora sobre la evolución temporal de los temas (Figura 3.8). Muestra que términos como "chatgpt" y "large language models" son de aparición muy reciente (coloreados en amarillo, indicando publicaciones de 2023-2024), lo que refleja el auge de la investigación sobre IA generativa. Por otro lado, conceptos más tradicionales en este campo como "automation" y "employment" muestran una relevancia constante a lo largo del tiempo (coloreados en verde-azul, indicando un promedio de publicación alrededor de 2021-2022).

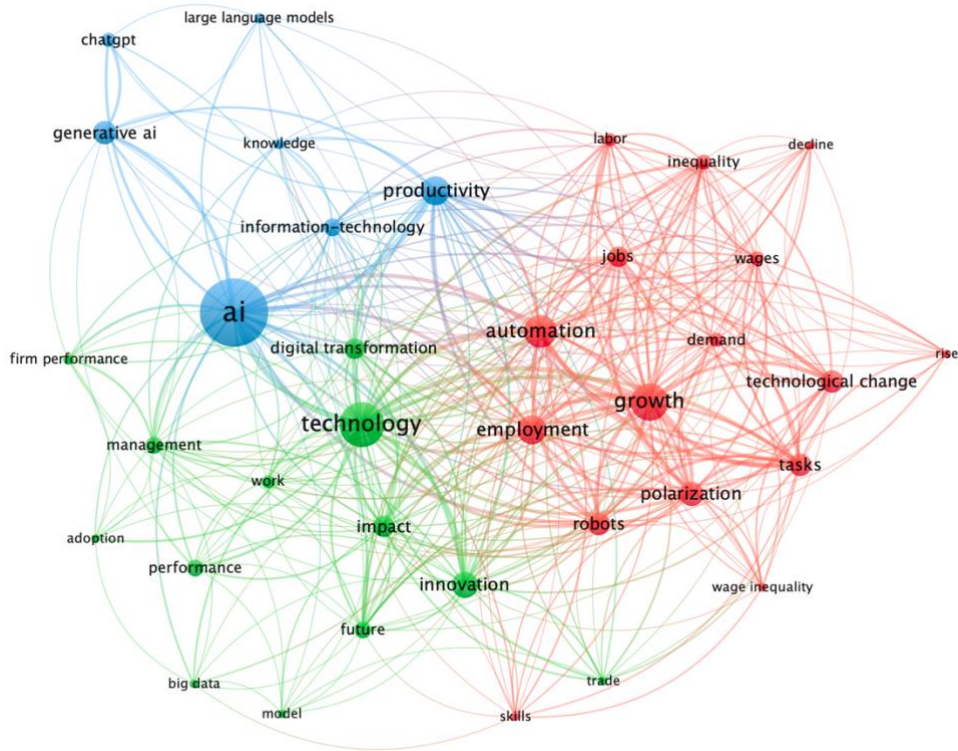


Figura 3.7: Red de Coocurrencia de Palabras Clave en la Investigación sobre IA y Mercado Laboral (n=156).

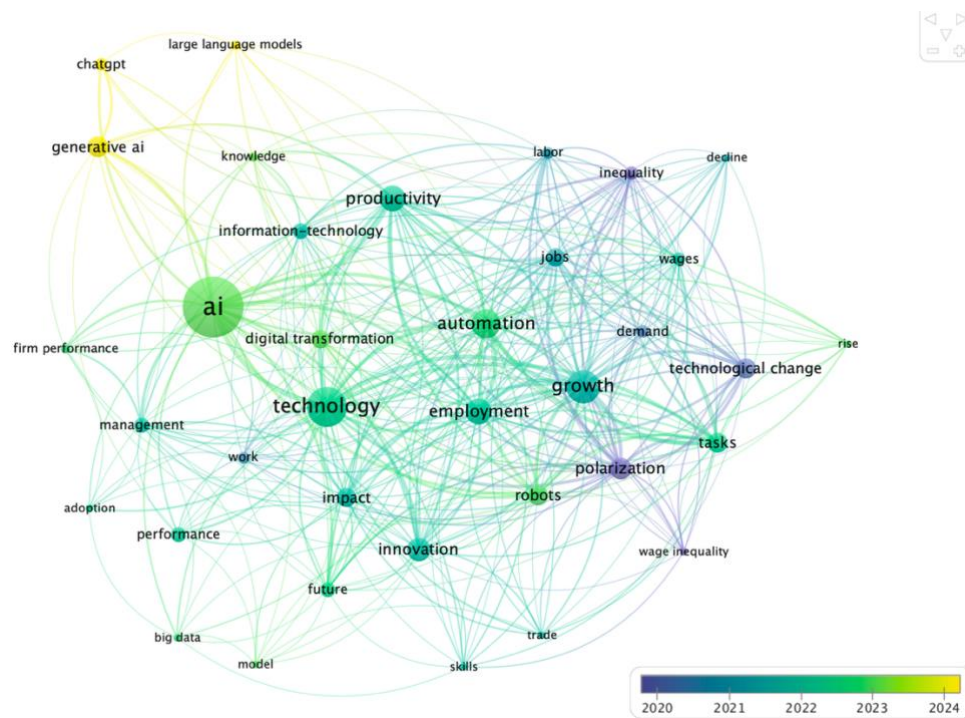


Figura 3.8: Evolución Temporal de los Temas de Investigación según Coocurrencia de Palabras Clave (n=156).

Marcos Teóricos Empleados

El análisis de la Lista AA también permitió identificar los marcos teóricos más utilizados por los investigadores (ver Tabla 3.8 y Figura 3.8). De forma consistente con la síntesis cualitativa, el **Task-Based Framework (TBF)** es el más empleado, apareciendo en 17 de los 40 estudios. Le siguen en frecuencia las **Revisiones Sistemáticas** con 8 estudios, lo que es esperable dado el objetivo de algunas de las búsquedas, y el marco del **Skill-Biased Technical Change (SBTC)** con 7 estudios. Otros enfoques como los estudios **Conceptuales** (6), la conceptualización de la IA como **General Purpose Technology (GPT)** (5), y los análisis centrados en la **Polarización** (3) y el **Routine-Biased Technical Change (RBTC)** (2) también son recurrentes.

Tabla 3.8: Frecuencia de Marcos Teóricos Empleados en los Estudios Clave (n=40)

| Marcos Teóricos | Nº de Utilizaciones |
|-----------------------------------|---------------------|
| Task-Based Framework (TBF) | 17 |
| Revisión Sistemática | 8 |
| SBTC | 7 |
| Conceptual | 6 |
| General Purpose Technology (GPT) | 5 |
| Polarización | 3 |
| RBTC | 2 |
| Desempleo Tecnológico | 2 |
| Informalidad Laboral | 1 |
| Modelo de Simulación (DGE) | 1 |
| Equilibrio General (CES) | 1 |
| Innovación de Productos/Procesos | 1 |
| Función de Producción | 1 |
| Modelo de Simulación (ABM-SFC) | 1 |
| Modelo de Simulación (ABM) | 1 |
| Marco de Compensación Tecnológica | 1 |

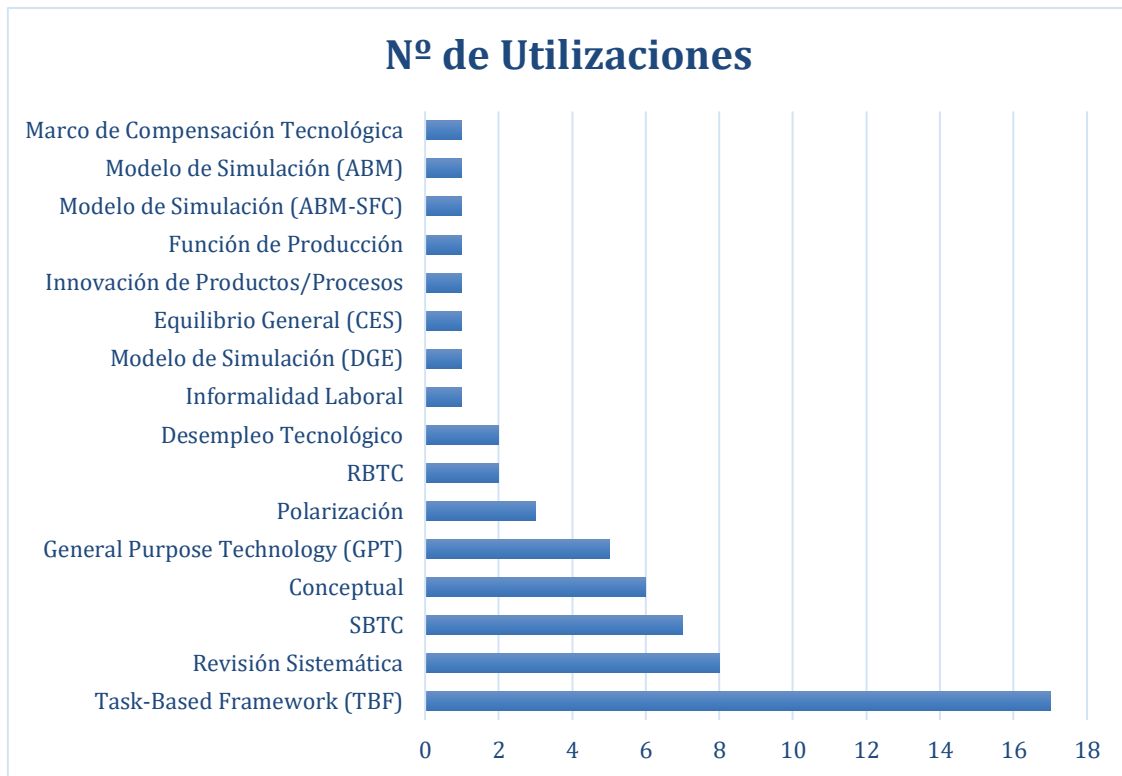


Figura 3.9: Distribución de Marcos Teóricos en los Estudios Clave (n=40).

Este panorama temático y teórico subraya la centralidad del enfoque basado en tareas para analizar los efectos de la IA, así como la creciente importancia de las nuevas formas de IA como la generativa. Los clusters identificados mediante VOSviewer y la frecuencia de palabras clave pintan un cuadro de un campo de investigación que abarca desde el análisis del impacto tecnológico directo hasta sus consecuencias económicas, laborales y estructurales más amplias.

3.2 Síntesis Cualitativa de Hallazgos

3.2.1 Marcos Teóricos Dominantes

La literatura económica analizada para esta revisión se apoya fundamentalmente en una serie de marcos teóricos para comprender y modelar la compleja interacción entre la tecnología, particularmente la Inteligencia Artificial y la automatización, y el mercado laboral. Entre estos, el TBF emerge como el enfoque predominante, con importantes contribuciones y refinamientos por parte de Daron Acemoglu y Pascual Restrepo.

El **TBF**, como se describe y utiliza en múltiples trabajos, postula que la producción no es una combinación directa de capital y tipos de trabajo, sino que requiere la ejecución de un conjunto de tareas [13][7][14]. La tecnología, en este contexto, redefine continuamente qué tareas pueden ser realizadas por el capital (máquinas, algoritmos de IA) y cuáles permanecen en el dominio del trabajo humano. Acemoglu (2024), en su análisis de la macroeconomía de la IA, sigue de cerca los trabajos previos con Restrepo (2018, 2019b, 2022), donde los efectos de la IA se analizan a través de la automatización y las complementariedades de tareas [13]. De manera similar, Acemoglu et al. (2022) adoptan una perspectiva basada en tareas para estudiar el impacto de la IA en las vacantes de empleo, postulando que la IA realiza tareas específicas y, por tanto, su impacto se observa en empresas cuyas actividades involucran dichas tareas [7].

El trabajo seminal de Acemoglu y Restrepo (2018) titulado "The Race between Man and Machine" desarrolla un TBF donde se distinguen dos tipos de cambio tecnológico: **la automatización**, donde tareas previamente realizadas por trabajo pueden ser realizadas por capital, y **la creación de nuevas tareas**, donde el trabajo adquiere una nueva ventaja comparativa [14]. Este modelo endogeniza la acumulación de capital y la dirección del cambio tecnológico. En una contribución posterior, Acemoglu y Restrepo (2019) utilizan este marco para explicar cómo la automatización (que desplaza al trabajo) y la creación de nuevas tareas (que reincorporan al trabajo) modifican el "contenido de tareas de la producción", impactando la demanda laboral [2]. Argumentan que la reciente debilidad en la demanda de trabajo en EE. UU. podría deberse a una aceleración del desplazamiento y una desaceleración de la reinstauración [2]. En "The wrong kind of AI?" (2020), los mismos autores cuestionan si la dirección actual de la IA, sesgada hacia la automatización con poca creación de nuevas tareas, es la "correcta" para la prosperidad compartida, utilizando también el TBF para analizar cómo la IA puede tanto automatizar como crear nuevas tareas productivas para los humanos [15]. Su trabajo sobre "Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality" (2022) aplica este marco para mostrar cómo la automatización, al desplazar a ciertos grupos de trabajadores de tareas para las que tenían ventaja comparativa, ha contribuido significativamente a los cambios en la estructura salarial de EE. UU. [6].

Restrepo (2024), en su revisión sobre automatización, reitera la centralidad del TBF, modelando la producción como una secuencia de tareas y analizando cómo la tecnología cambia la asignación de estas entre capital y trabajo, distinguiendo el "efecto desplazamiento" y el "efecto reincorporación" [16]. Otros estudios también se fundamentan explícitamente en este enfoque. Por ejemplo, Balsmeier y Woerter (2019) utilizan un marco conceptual basado en tareas para distinguir entre tareas automatizables y nuevas tareas complementarias al trabajo humano al analizar la digitalización [17], y Brambilla et al. (2023) basan su estudio del impacto de los robots en América Latina en el TBF de Acemoglu

y Restrepo, considerando el "efecto desplazamiento" y el "efecto reincorporación" [18]. De manera similar, Dauth et al. (2021) aplican el TBF de Acemoglu y Restrepo para analizar el ajuste de los mercados laborales a los robots en Alemania, distinguiendo el efecto desplazamiento del efecto productividad/reincorporación [19]. Cheng et al. (2024) basan su análisis numérico de la IA y la prima por cualificación en el modelo orientado a tareas de Acemoglu y Restrepo (2018a) [20]].

Además del TBF, la literatura hace referencia a marcos teóricos antecedentes o complementarios. Cheng et al. (2024) mencionan las teorías de **Cambio Tecnológico Sesgado por Habilidad (SBTC)** y **Cambio Técnico Sesgado por Tareas (TBTC)** como antecedentes [20]. Bordot (2022), al investigar la IA, los robots y el desempleo, prueba hipótesis derivadas de teorías como el SBTC y la Polarización del Mercado Laboral [21]. El estudio de Dengler y Matthes (2018), que calcula los potenciales de sustitución de ocupaciones en Alemania, se basa en el enfoque basado en tareas de Autor et al. (2003), distinguiendo entre tareas rutinarias (sustituibles) y no rutinarias (complementadas) [22]. Autor (2015), en su influyente artículo, explica por qué la tecnología no ha erradicado la mayoría de los empleos, utilizando un marco conceptual que distingue entre tareas rutinarias (codificables y sustituibles) y no rutinarias (que requieren resolución de problemas, intuición, creatividad o interacción personal), apoyándose en la "paradoja de Polanyi" [20].

Filippi et al. (2023), en su revisión sistemática, discuten los marcos teóricos predominantes, contrastando el enfoque basado en la ocupación (que considera que ocupaciones enteras pueden ser automatizadas) con el enfoque basado en tareas (que sostiene que solo tareas específicas dentro de las ocupaciones son susceptibles de automatización) [23]. Zhou et al. (2025) también utilizan en su análisis bibliométrico teorías sobre sustitución y complementariedad de la IA, el TBF, y conceptos de polarización del empleo y SBTC [24].

En resumen, el TBF, especialmente en las formulaciones y aplicaciones de Acemoglu y Restrepo, proporciona el andamiaje conceptual principal para la mayoría de los estudios económicos recientes sobre el impacto laboral de la IA. Este marco permite un análisis detallado de cómo la tecnología no solo aumenta la productividad, sino que transforma fundamentalmente la naturaleza del trabajo al reasignar tareas entre el capital y los humanos, generando efectos complejos de desplazamiento y creación de nuevas oportunidades laborales.

3.2.2 Impacto en el Empleo y Desempleo

La cuestión central en el debate sobre el impacto de la IA en el mercado laboral es si esta nueva ola tecnológica resultará en una destrucción neta de empleos, en una creación neta, o si su principal efecto será una profunda reconfiguración del panorama laboral. La evidencia empírica extraída de la literatura revisada presenta un panorama complejo y, en muchos aspectos, heterogéneo, reflejando la diversidad de tecnologías, contextos geográficos, niveles de análisis y metodologías empleadas. No existe un consenso claro sobre el impacto agregado neto y tanto las visiones pesimistas como las optimistas encuentran cierto respaldo en los datos.

Desde la perspectiva del TBF, Acemoglu y Restrepo han explorado teórica y empíricamente esta tensión. Sus modelos teóricos ilustran cómo la **automatización reduce el empleo a través del efecto desplazamiento**, mientras que la creación de nuevas tareas lo aumenta mediante el efecto

reinstalación [14]; el resultado final depende del balance entre ambas fuerzas y del efecto productividad [13][2]. Sus trabajos empíricos, a menudo centrados en la robotización en EE. UU., han tendido a encontrar efectos negativos. Por ejemplo, al analizar el período 1987-2017 en EE. UU., sugieren que la demanda de trabajo se ha debilitado debido a una aceleración del desplazamiento y una desaceleración de la reinstalación [2]. Específicamente, encuentran que la exposición a robots se asocia con impactos negativos en el empleo de trabajadores de mediana edad a nivel local [25] y que el desplazamiento de tareas inducido por la automatización tiene efectos negativos en los resultados de empleo para los grupos más afectados [6]. Más recientemente, su análisis de las vacantes de empleo en EE. UU. muestra que los establecimientos expuestos a la IA tienden a reducir la contratación para puestos no relacionados con la IA, aunque no encuentran una relación clara a nivel agregado, ni para ocupación ni industria [7]. Esta visión, que sugiere que la IA podría continuar el camino de baja demanda laboral si no se fomenta la creación de nuevas tareas [15], tiene respaldo en estimaciones como las de Frey y Osborne (2017), quienes calcularon que un 47% del empleo en EE. UU. enfrentaba un alto riesgo de informatización [26].

Otros estudios a **nivel macro o regional también han reportado efectos negativos** o, al menos, preocupantes. Bordot (2022) encuentra una correlación positiva entre el stock de robots y la tasa de desempleo agregada en 33 países de la OCDE, aunque el efecto de la IA (medida por patentes) es más débil [21]. Brambilla et al. (2023) observan que la exposición a robots en Argentina, Brasil y México aumenta tanto el desempleo como la informalidad, reemplazando principalmente empleos formales [18]. Zhao et al. (2022) hallan un impacto negativo de los robots industriales en el empleo total manufacturero en China [27]. Además, Dengler y Matthes (2018) encontraron una correlación negativa entre el potencial de sustitución de las ocupaciones y el crecimiento del empleo en Alemania [22]. La irrupción de la IA Generativa también arroja señales de alerta a corto plazo: Hui et al. (2023) documentaron una disminución en el número de trabajos y los ingresos para freelancers en ocupaciones de escritura tras el lanzamiento de ChatGPT [28]. Las revisiones sistemáticas, como las de Budhwar et al. (2023) [29] y Cramarencu et al. (2023) [30], confirman que el debate sobre el impacto neto sigue vigente y que la incertidumbre persiste.

Sin embargo, una parte significativa de la literatura presenta una visión diferente, donde los **efectos negativos son mitigados o incluso revertidos por mecanismos de compensación**. Dauth et al. (2021), en un influyente estudio sobre Alemania, no encontraron efectos negativos significativos sobre el empleo total agregado; la pérdida de empleos en manufactura debido a los robots se vio completamente compensada por la creación de empleos en servicios [19]. Este hallazgo subraya la importancia de la reasignación sectorial. Autor y Salomons (2018), midiendo el progreso tecnológico a través de la PTF, concluyeron que, en conjunto, este ha aumentado el empleo agregado en las últimas décadas, ya que las ganancias indirectas (en industrias clientes y por demanda agregada) superaron las pérdidas directas [31].

Los estudios a nivel de empresa a menudo refuerzan esta visión más optimista. Babina et al. (2024) encuentran que las empresas que invierten en IA experimentan un mayor crecimiento del empleo [32]. Dixon et al. (2021), analizando empresas canadienses, también asocian la inversión en robótica con un aumento del empleo total [33]. Huang (2024) concluye que la transformación digital estimula la demanda de trabajo en empresas manufactureras chinas [34], y Yang (2022) asocia las patentes de IA con un efecto pro-empleo en Taiwán [35]. Balsmeier y Woerter (2019) reportan un efecto neto ligeramente positivo de

la digitalización, impulsado por tecnologías basadas en máquinas [17]. Incluso la reciente encuesta de Bonney et al. (2024) indica que, aunque la IA está afectando muchas tareas, su impacto en los niveles de empleo es actualmente modesto, y ligeramente más positivo que negativo [36]. Guliyev (2023) también encuentra que la IA disminuye el desempleo en países desarrollados, validando el 'efecto desplazamiento' en términos de creación [12].

Esta aparente contradicción entre algunos estudios macro/regionales (a menudo negativos) y muchos estudios a nivel de empresa (a menudo positivos) sugiere que la automatización y la **IA están impulsando una profunda reasignación de trabajadores y actividades económicas** [37][24]. Los trabajos se destruyen en algunas empresas, ocupaciones o industrias, pero se crean en otras, a menudo en sectores diferentes, como servicios [19], o en empresas que adoptan la tecnología para innovar y crecer [32][34]. Modelos como el de Fierro et al. (2022) muestran cómo la automatización en el sector de manufactura puede desencadenar un cambio estructural hacia otro sector, como el de servicios, llevando a la polarización del empleo [38]. Las revisiones, como las de Bankins et al. (2024) [37] y Zhou et al. (2025) [24], confirman que la reasignación laboral es un efecto clave y que el impacto neto sigue siendo incierto.

La evidencia empírica sobre el impacto de la IA en los niveles de empleo y desempleo es mixta y dependiente del contexto. Mientras que ciertos tipos de automatización, especialmente robots industriales, han mostrado efectos negativos localizados y han alimentado preocupaciones sobre el desplazamiento [25][21][18][27], otros estudios a nivel de empresa y algunos análisis agregados sugieren que los mecanismos de compensación y la creación de nuevas oportunidades, a menudo a través de la innovación y la reasignación sectorial [31][32][33][34], han sido, hasta ahora, lo suficientemente fuertes como para evitar un colapso masivo del empleo. Sin embargo, la velocidad y la naturaleza inesperada de los avances recientes en IA, particularmente la IA generativa [27][28], subrayan la importancia de monitorear continuamente estos efectos.

3.2.3 Impacto en Salarios, Desigualdad y Polarización

Más allá de la cantidad de empleos, la introducción de la IA y la automatización tiene profundas implicaciones en la estructura de las remuneraciones, la distribución del ingreso y la forma del mercado laboral. Si bien los efectos sobre los salarios medios agregados no son siempre concluyentes, existe un consenso considerablemente mayor en la literatura sobre el papel de estas tecnologías como impulsoras de una creciente desigualdad salarial y de la polarización del empleo.

Acemoglu y Restrepo, en varios de sus trabajos, han destacado cómo la automatización, al desplazar trabajo por capital en ciertas tareas, tiende intrínsecamente a **reducir la participación del trabajo en el valor añadido** (labor share) [14][2][6]. Su análisis de la desigualdad salarial en EE. UU. entre 1980 y 2016 atribuye una porción significativa (50-70%) de los cambios en la estructura salarial a la caída relativa de los salarios de grupos especializados en tareas rutinarias en industrias con rápida automatización, estimando incluso reducciones en los salarios reales para trabajadores sin estudios secundarios [6]. Advierten que es poco probable que la IA genere aumentos salariales considerables sin la creación de nuevas tareas que favorezcan al trabajo, y prevén que la IA probablemente aumentará la desigualdad entre capital y trabajo, e incluso podría aumentar la desigualdad laboral general, con

posibles caídas de salarios reales para grupos como las mujeres con bajo nivel educativo [13].

Esta tendencia hacia una **mayor desigualdad salarial es un tema recurrente**. Cheng et al. (2024) concluyen que la IA amplía la prima por cualificación (la diferencia salarial entre trabajadores de alta y baja cualificación) [20]. Jiang et al. (2024) también encuentran que una mayor proporción de máquinas automatizadas aumenta la brecha salarial entre trabajo de alta y baja cualificación [39]. Las revisiones sistemáticas como la de Zhou et al. (2025) confirman que la IA tiende a aumentar la desigualdad salarial, beneficiando a los trabajadores de alta cualificación y perjudicando a los de media/baja, y puede contribuir a la disminución de la participación del trabajo en la renta nacional [24]. Budhwar et al. (2023) discuten el potencial de la IA generativa para exacerbar la desigualdad si sus beneficios se concentran y cómo los algoritmos pueden perpetuar sesgos que impacten las brechas salariales [29].

El fenómeno de la **polarización del mercado laboral** —caracterizado por un crecimiento del empleo y, a veces, de los salarios en los extremos superior (alta cualificación, tareas abstractas) e inferior (baja cualificación, tareas manuales no rutinarias) de la distribución, con un estancamiento o declive en las ocupaciones de cualificación media (tareas rutinarias)— también se vincula estrechamente con la automatización. Autor (2015) ya analizaba esta tendencia, observando que los salarios en ocupaciones intensivas en tareas abstractas tendían a aumentar, mientras que los de ocupaciones manuales de baja cualificación, aunque con crecimiento del empleo, podían verse limitados [1]. Bordot (2022) encuentra que los robots impactan más fuertemente a los trabajadores de cualificación media, apoyando la hipótesis de polarización [21]. Fierro et al. (2022) desarrollan un modelo donde la automatización en la manufactura desencadena un cambio estructural que lleva a la polarización del empleo, con crecimiento en ocupaciones de alta y baja cualificación y reducción en las de media [38]. Dixon et al. (2021) observaron en Canadá una polarización en la demanda de habilidades no gerenciales, con disminución para la cualificación media y aumento para la baja y alta [33].

Respecto a los salarios medios, la evidencia es más mixta. Mientras Acemoglu y Restrepo (2022) señalan el impacto negativo de la exposición a robots en los ingresos de trabajadores de mediana edad en EE. UU. [25], y Hui et al. (2023) reportan una disminución de ingresos para freelancers afectados por ChatGPT [28], otros estudios no siempre encuentran efectos negativos generalizados. Dauth et al. (2021) hallaron que el impacto de los robots en el crecimiento salarial promedio en Alemania era pequeño y no significativo a nivel de mercado local, aunque sí observaron efectos negativos en manufactura y positivos en servicios, con heterogeneidad a nivel individual [19]. Brambilla et al. (2023) no encontraron efectos significativos de los robots en los salarios promedio en América Latina, aunque sí pérdidas para grupos específicos [18]. Chen et al. (2024) indican que, a pesar de que la IA aumenta la productividad laboral en servicios en China, no se observa un impacto significativo en las tasas salariales promedio, sugiriendo que los beneficios no se trasladan proporcionalmente a los salarios [40].

Finalmente, la **participación del trabajo en la renta nacional** (labor share) es otra dimensión crucial. Como ya se mencionó, el TBF de Acemoglu y Restrepo sugiere que la automatización por sí misma la reduce [14][2]. Autor y Salomons (2018) encontraron que, aunque el progreso tecnológico aumentaba el empleo agregado, sí erosionaba la participación agregada del trabajo en el valor añadido desde los años 80 [31]. Dawid y Neugart (2023), mediante un modelo de

simulación, muestran que la profundización de la automatización tiende a disminuir la participación del trabajo en la renta [41].

Se puede decir que existe una evidencia más consistente que apunta a que la IA y la automatización están contribuyendo a un aumento de la desigualdad salarial, a menudo a través de la ampliación de la prima por cualificación y la polarización del mercado laboral, y a una presión a la baja sobre la participación general del trabajo en la renta.

3.2.4 Impacto en la Demanda de Habilidades

La introducción de la Inteligencia Artificial y la automatización está provocando una profunda **transformación cualitativa en las habilidades demandadas** por el mercado laboral. Más que una simple destrucción de habilidades, la literatura revisada apunta a una revalorización y reconfiguración, donde ciertas competencias se vuelven obsoletas o menos demandadas, mientras que otras, especialmente aquellas complementarias a las nuevas tecnologías, ganan una importancia crucial. Este fenómeno tiene implicaciones directas para la educación, la formación continua y la adaptación de la fuerza laboral.

Un hallazgo recurrente es la **disminución de la demanda de habilidades** asociadas a **tareas rutinarias**, tanto manuales como cognitivas, ya que estas son las más susceptibles de ser automatizadas [1][22][24]. Autor (2015) ya destacaba cómo la informática había reducido la demanda de trabajo en tareas rutinarias, y Dengler y Matthes (2018) cuantificaron el potencial de sustitución de ocupaciones en Alemania basándose en la proporción de tareas rutinarias. El marco de Acemoglu y Restrepo también implica que la automatización, al desplazar a trabajadores de tareas específicas, reduce la demanda de las especializaciones asociadas a esas tareas, afectando particularmente a grupos especializados en actividades rutinarias [6]. Zhao et al. (2022) encontraron que los robots industriales en China son sustitutos del trabajo poco cualificado, reduciendo su demanda [27].

Paralelamente, se observa un **aumento en la demanda de habilidades no rutinarias** y de orden superior. Esto incluye habilidades cognitivas complejas como el pensamiento crítico, la resolución de problemas, la creatividad, el razonamiento abstracto y la toma de decisiones basada en evidencia [30][37]. Las habilidades sociales, emocionales e interpersonales (comunicación, colaboración, empatía, inteligencia social) también se vuelven más valiosas, ya que son difíciles de replicar por las máquinas y son esenciales para la interacción humana y la gestión de contextos complejos [30][42][43]. Frey y Osborne (2017) identificaron la inteligencia creativa y social como "cuellos de botella" para la informatización, haciendo que las ocupaciones que las requieren sean menos susceptibles [26].

La propia difusión de la IA genera una nueva demanda de habilidades técnicas específicas necesarias para desarrollar, implementar, gestionar y trabajar con estas tecnologías. Esto abarca competencias en análisis de datos, machine learning, programación, ingeniería de IA, ciberseguridad y "prompt engineering" [30][37][29]. Acemoglu et al. (2022) observaron que los establecimientos expuestos a la IA en EE. UU. publican requisitos de nuevas habilidades, concentradas en áreas como ingeniería, análisis, marketing, finanzas y TI [7].

Esta reconfiguración de la demanda subraya la necesidad imperativa de **upskilling** (mejora de habilidades existentes) y **reskilling** (adquisición de nuevas

habilidades) [30][37][42][43]. Cramarenco et al. (2023) destacan que para 2025 se estima que el 50% de los empleados necesitarán recualificarse [30]. La IA no solo sustituye, sino que también puede complementar y aumentar las capacidades humanas (*augmentation*, en inglés) [44][16]. Trabajar eficazmente con la IA se está convirtiendo en una habilidad clave en sí misma, requiriendo adaptabilidad y capacidad de colaboración humano-máquina.

La evidencia también muestra una heterogeneidad en el impacto sobre diferentes niveles de cualificación. Varios estudios sugieren que la IA y la automatización tienden a ser **sesgadas hacia las habilidades más altas** (skill-biased). Yang (2022) encontró que la invención de IA en Taiwán reduce la proporción de trabajadores con cualificaciones universitarias o inferiores y aumenta la de aquellos con maestrías o superior [35]. Zhang (2023) observó un efecto de upskilling en China, con la industria de IA aumentando la demanda de trabajadores con educación superior [45]. Cheng et al. (2024) argumentan que la IA sustituye al trabajo de baja cualificación y es complementaria al de alta cualificación, ya que las nuevas tareas creadas suelen ser más complejas [20]. Chen et al. (2024) también encontraron que la IA en el sector servicios chino incrementa la demanda de trabajadores con educación superior y disminuye la de baja educación [40].

No obstante, el panorama es matizado. Acemoglu (2024) señala que la exposición a la IA está más distribuida entre niveles educativos que la automatización previa, afectando también a trabajadores con estudios universitarios [13]. Dauth et al. (2021) no encontraron en Alemania una evidencia clara de un sesgo tecnológico hacia la educación terciaria, sugiriendo que la ocupación es una dimensión más relevante para la heterogeneidad del impacto [19]. De hecho, los trabajadores retenidos en empresas que se automatizan suelen transitar a roles de mayor calidad con más tareas abstractas [19]. Dixon et al. (2021) observaron una polarización en la demanda de habilidades no gerenciales en Canadá: disminución para cualificación media y aumento para baja y alta cualificación [33]. Esto sugiere que, aunque las habilidades de alto nivel son claramente demandadas, los efectos sobre las de baja y media cualificación pueden variar según la tecnología específica y el contexto industrial.

Se puede argumentar que la IA está actuando como un catalizador para una transformación significativa de las habilidades valoradas en el mercado laboral. Aun cuando las tareas rutinarias y las habilidades asociadas a ellas pierden terreno, las competencias cognitivas superiores, las habilidades socioemocionales, las destrezas digitales y la capacidad de adaptación y aprendizaje continuo se perfilan como cruciales para la prosperidad en la era de la IA.

3.2.5 Efectos sobre la Productividad

Uno de los argumentos centrales a favor de la adopción de la Inteligencia Artificial y la automatización radica en su potencial para impulsar la productividad, lo que teóricamente debería traducirse en crecimiento económico y mejoras en el bienestar. Sin embargo, la evidencia empírica sobre este punto es compleja y revela una tensión entre los efectos observados a nivel microeconómico y las tendencias macroeconómicas, un fenómeno a menudo denominado la "**paradoja de la productividad**".

Desde una perspectiva teórica, el TBF de Acemoglu y Restrepo sugiere que tanto la automatización de tareas existentes (al permitir que se realicen de manera más eficiente o a menor coste) como la creación de nuevas tareas (que pueden ser inherentemente más productivas) deberían impulsar la productividad agregada [14][2]. De hecho, su modelo dinámico requiere que la creación de nuevas tareas genere un crecimiento exponencial de la productividad para sostener un crecimiento económico equilibrado [14]. No obstante, también advierten que un enfoque excesivo en la automatización, especialmente si se trata de tecnologías "mediocres" (so-so technologies) que ofrecen solo pequeñas ganancias de productividad, podría no generar los aumentos esperados e incluso ralentizar el crecimiento de la productividad si desplaza recursos de la creación de nuevas tareas más productivas [2][15][16]. En su análisis más reciente, Acemoglu (2024) estima que los efectos macroeconómicos de la IA en la Productividad Total de los Factores (PTF) y el PIB podrían ser modestos a diez años vista, y que las estimaciones actuales probablemente representan un límite superior debido a la baja tasa de adopción y los costes de ajuste [13]. Restrepo (2024) reitera que, a pesar del potencial, el impacto de la automatización en la productividad ha sido modesto hasta ahora, en parte debido a esta "automatización mediocre" y a una insuficiente creación de nuevas tareas de alta productividad [16].

A nivel de empresa o industria, varios estudios sí encuentran una **asociación positiva entre la adopción de IA o robots y la productividad**. Czarnitzki et al. (2023) hallaron una relación positiva y significativa entre el uso de IA y la productividad de las empresas alemanas, tanto para medidas de adopción como de intensidad de uso [46]. Yang (2022) también encontró que la tecnología de IA (medida por patentes) se asocia positivamente con la productividad de las empresas en la industria electrónica de Taiwán [35]. Chen et al. (2024) reportan que la aplicación de IA mejora significativamente la productividad laboral en empresas del sector servicios en China, sugiriendo un potencial para contrarrestar la "enfermedad de Baumol" [40], siendo esto un concepto económico que describe cómo la productividad en algunos sectores estancada o decreciente puede causar un aumento de costos. Huang (2024) concluye que la transformación digital mejora la productividad laboral en empresas manufactureras chinas [34]. Zhao et al. (2022) también indican que los robots industriales aumentan la productividad laboral en China [27]. Dixon et al. (2021) muestran en un apéndice que la inversión en robots aumenta la productividad de las empresas canadienses, motivada más por la mejora de la calidad que por la reducción de costes laborales [33]. Las revisiones sistemáticas de Pereira et al. (2023) y Vrontis et al. (2022) también recogen que la IA puede mejorar la productividad y el rendimiento a nivel individual, de equipo y organizacional [43][42].

Sin embargo, no todos los estudios a nivel micro son unánimemente positivos o de gran magnitud. Babina et al. (2024), por ejemplo, no encontraron una asociación entre las inversiones en IA y cambios en la productividad laboral o la PTF en su muestra, sugiriendo que el crecimiento observado en empresas inversoras en IA derivaba más de la innovación de productos que permitía expandir la escala [32]. El trabajo de Acemoglu y Restrepo (2022) sobre el impacto de la automatización en la desigualdad salarial en EE. UU. estimó que, a pesar de los grandes efectos distributivos, la automatización solo generó un aumento acumulado modesto en la PTF (3.4% entre 1980 y 2016) [6].

La "paradoja de la productividad", es decir, la aparente desconexión entre los rápidos avances tecnológicos percibidos y un crecimiento de la productividad agregada a menudo decepcionante en muchas economías desarrolladas, es un

tema central en este debate [29][24]. Acemoglu y Restrepo (2019) ya señalaban que, a pesar de la aceleración de la automatización en EE. UU., el crecimiento de la productividad había sido decepcionante, posiblemente por una menor creación de nuevas tareas, un enfoque en tecnologías "mediocres", o desajustes de habilidades [2]. Budhwar et al. (2023), al discutir la IA generativa, recuerdan la paradoja de Solow y la hipótesis de la "curva J de productividad", que sugiere que los aumentos pueden no ser inmediatos debido a lags de implementación, costes de ajuste y la necesidad de cambios organizacionales complementarios [29].

Se puede decir que mientras que la teoría y muchos estudios a nivel de empresa sugieren un potencial claro de la IA para aumentar la productividad, la materialización de estas ganancias a nivel macroeconómico parece ser un proceso más lento y complejo de lo esperado. Factores como el tipo de IA implementada, la calidad de la tecnología, la velocidad de adopción, los costes de ajuste, las inversiones complementarias y la capacidad de la fuerza laboral para adaptarse a nuevas habilidades y formas de trabajar, juegan un papel crucial en determinar si la IA cumplirá su promesa de ser una herramienta significativa de crecimiento de la productividad generalizada.

3.2.6 Evidencia Empírica y Enfoques Metodológicos

La investigación sobre el impacto de la IA y la automatización en el mercado laboral se caracteriza por una rica y creciente base de evidencia empírica, aunque, como se ha visto en las secciones anteriores, sus hallazgos no siempre son unívocos y a menudo dependen del contexto específico, la tecnología analizada y la metodología empleada. Estimar el impacto causal de estas tecnologías es un desafío considerable, principalmente debido a la endogeneidad: las decisiones de adoptar tecnología no son aleatorias y pueden estar correlacionadas con otras características de las empresas, regiones o trabajadores que también influyen en los resultados laborales [14]. Para abordar estos desafíos, la literatura recurre a una variedad de enfoques metodológicos cuantitativos.

Un enfoque metodológico prominente es el uso de **datos de panel**, que permiten seguir a las mismas unidades (países, regiones, industrias, empresas o incluso trabajadores) a lo largo del tiempo. Esto ayuda a controlar factores no observados que son constantes para esa unidad, aislando mejor el efecto de los cambios en la adopción tecnológica. Estudios como los de Bordot (2022) [21], Chen et al. (2024) [40], Czarnitzki et al. (2023) [46], Huang (2024) [34], Jiang et al. (2024) [39], Yang (2022) [35], Zhang (2023) [45], y Zhao et al. (2022) [27] utilizan datos de panel a nivel de país, industria o empresa para sus análisis.

Para abordar más directamente la endogeneidad, las **Variables Instrumentales (VI)** son una técnica econométrica clave. Consisten en encontrar una variable (el instrumento) correlacionada con la adopción de tecnología pero que no afecte directamente los resultados laborales, excepto a través de su efecto sobre dicha adopción. Un instrumento común en estudios sobre robots es la exposición a la adopción de robots en las mismas industrias pero en otros países avanzados, como se utiliza en los trabajos de Acemoglu y Restrepo [7] y es adoptado por Brambilla et al. (2023) [18] y Dauth et al. (2021) [19]. Dixon et al. (2021) también emplean VI en su análisis de empresas canadienses [33].

Los diseños de **Diferencias en Diferencias (DiD)** y los estudios de eventos comparan la evolución de los resultados en unidades tratadas (adoptantes de

tecnología) con unidades de control no tratadas, antes y después de la adopción. Hui et al. (2023) utilizan un diseño DiD para evaluar el impacto de ChatGPT en freelancers [28], y Huang (2024) lo aplica usando el programa "Broadband China" como cuasi-experimento [34].

Los **índices Shift-Share** construyen medidas de exposición local a un shock agregado (como el aumento de la robotización en una industria a nivel nacional o global) ponderando este shock por la participación inicial de esa industria en la economía local. La medida de "exposición a robots" de Acemoglu y Restrepo es un ejemplo destacado [7], y Dauth et al. (2021) también usan una exposición regional predicha a robots de este tipo [19].

La medición de la IA y la automatización es en sí misma un desafío. Mientras que los datos sobre robots industriales de la Federación Internacional de Robótica (IFR) son una fuente común [21][27][7][18][19], medir la IA es más complejo. Los investigadores recurren a proxies como:

- **Patentes de IA:** Utilizadas por Bordot (2022) [21] y Yang (2022) [35].
- **Análisis de texto de informes anuales de empresas o vacantes de empleo:** Acemoglu et al. (2022) identifican la adopción de IA a partir de las "huellas" en vacantes [7]. Babina et al. (2024) miden la inversión en IA a través del capital humano (currículums y ofertas de empleo) [32]. Chen et al. (2024) [40] y Huang (2024) [34] usan análisis de texto de informes anuales.
- **Encuestas a empresas:** Bonney et al. (2024) utilizan la Business Trends and Outlook Survey (BTOS) para medir el uso reciente de IA [36]. Czarnitzki et al. (2023) usan datos de la Encuesta de Innovación Alemana (CIS/MIP) [46]. Balsmeier y Woerter (2019) también usan datos de encuestas a empresas suizas [17].
- **Índices de Tendencias de Google (GTI):** Guliyev (2023) lo usa como proxy del uso de IA [12].
- **Índices de exposición ocupacional a la IA:** Basados en el análisis de las tareas de las ocupaciones y su susceptibilidad a las capacidades de la IA, como los desarrollados por Webb o Felten et al., y utilizados por Acemoglu et al. (2022) [7].

Los estudios también varían en su **nivel de análisis:**

- **Nivel macro (país/regional):** Bordot (2022) [21], Brambilla et al. (2023) [18], Dauth et al. (2021) [19], Guliyev (2023) [12], Zhang (2023) [45].
- **Nivel industrial:** Zhao et al. (2022) [27], Autor y Salomons (2018) [31].
- **Nivel de empresa/establecimiento:** Acemoglu et al. (2022) [7], Babina et al. (2024) [32], Balsmeier y Woerter (2019) [17], Chen et al. (2024) [40], Czarnitzki et al. (2023) [46], Dixon et al. (2021) [33], Huang (2024) [34], Yang (2022) [35].
- **Nivel ocupacional:** Dengler y Matthes (2018) [22], Frey y Osborne (2017) [26].
- **Nivel de trabajador individual:** Dauth et al. (2021) [19], Hui et al. (2023) [28].

Además de los estudios empíricos cuantitativos, la literatura incluye modelos teóricos formales (a menudo basados en el TBF) que exploran los mecanismos y derivan predicciones [14][34][13][6], simulaciones numéricas y modelos basados en agentes (ABM) que permiten analizar dinámicas complejas [20][41],

y revisiones sistemáticas de literatura y análisis bibliométricos que sintetizan el conocimiento existente y mapean el campo de investigación [37][30][23][43][24]. Algunos trabajos también adoptan un enfoque de ensayo de perspectiva o conceptual para discutir implicaciones más amplias [1][44][16].

La evidencia empírica resultante, como se ha detallado en las secciones previas, es rica pero a menudo matizada. Los efectos de la IA y la automatización varían considerablemente según: la tecnología específica, robots vs. software de IA vs. IA generativa; el sector económico, manufactura vs. Servicios; el tipo de tarea, rutinaria vs. no rutinaria, manual vs. Cognitiva; el nivel de cualificación de los trabajadores; las características de las empresas, tamaño, capacidad de innovación; y el contexto institucional y geográfico, EE. UU. vs. Europa vs. Asia vs. América Latina. Esta heterogeneidad hace evidente la dificultad de extraer conclusiones universales y la importancia de considerar los mecanismos causales específicos y los contextos al interpretar los resultados.

4 Discusión

4.1 Interpretación de los Resultados Bibliométricos y Cualitativos

Al combinar los hallazgos del análisis bibliométrico con la síntesis cualitativa de la literatura, obtenemos una imagen clara y detallada del estado actual de la investigación sobre el impacto económico de la Inteligencia Artificial y la robotización en el mercado laboral. Se observan varias conexiones importantes entre la visión general del campo y el contenido específico de los estudios.

En primer lugar, la importancia de la IA y la robotización como tecnologías centrales en este debate, destacada por la frecuencia de los términos "ai" y "robots" en el análisis de palabras clave (Tablas 3.6 y 3.7; Figuras 3.5 y 3.6) y la posición central de "ai" en el mapa de VOSviewer (Figura 3.7), se ve confirmada en la síntesis cualitativa. Las secciones 3.2.2 a 3.2.5 muestran cómo la literatura diferencia y analiza los impactos de la "robotización industrial", a menudo vinculada a efectos más localizados y al sector manufacturero, como en los trabajos de Acemoglu y Restrepo [25], y de la "IA" en un sentido más amplio y reciente. Esta última incluye desde el aprendizaje automático hasta la IA generativa, con potencial para afectar tareas cognitivas y el sector servicios, un tema recurrente en los estudios más actuales [5][7].

En segundo lugar, la evolución temporal de las publicaciones (Figuras 3.1 y 3.2), que indica un notable aumento a partir de 2020 y un pico en 2024, coincide con el auge de la IA Generativa como un área de investigación prioritaria. El análisis de superposición temporal de VOSviewer (Figura 3.8) muestra que términos como "chatgpt" y "large language models" son muy recientes, reflejando la rápida respuesta de la comunidad científica a estos avances. Esto se alinea con la síntesis cualitativa, que ya empieza a recoger la preocupación por los efectos de la GenAI, como se observa en trabajos como el de Hui et al. [28] y en su identificación como un gap de investigación relevante.

Tercero, hay una clara conexión entre los autores más influyentes y productivos identificados de forma bibliométrica (Tablas 3.2 y 3.3; Figura 3.4) y los creadores del marco teórico dominante. La prominencia de Daron Acemoglu y Pascual Restrepo en las redes de coautoría y su alta frecuencia de publicación se corresponde con la amplia adopción del TBF, detallado como el más empleado en la Tabla 3.8 y en la Sección 3.2.1. Sus contribuciones [2][6][14][15][16][25] han sido clave para dar forma a la investigación en este campo, centrada en la dinámica entre desplazamiento y creación de tareas.

Cuarto, los principales grupos temáticos que surgen del análisis de coocurrencia de palabras clave con VOSviewer (Figura 3.7) como el "Cluster de Impacto Laboral" (con términos como "labor", "jobs", "employment", "wages", "inequality") y el "Cluster Económico-Empresarial" (con "technology", "productivity", "growth", "innovation") se corresponden directamente con las áreas de impacto analizadas en la síntesis cualitativa. Esta alineación valida la estructura temática de la revisión y muestra cómo la literatura económica aborda el fenómeno. La interconexión de estos clusters en VOSviewer también sugiere que estos efectos están intrínsecamente ligados, un aspecto que la síntesis cualitativa explora mediante los mecanismos del TBF.

Finalmente, la distribución geográfica del foco de los estudios (Tabla 3.1 y Figura 3.3) revela una concentración de la investigación empírica en economías como EE. UU. y China, además de los estudios de alcance "Global". Esto es consistente con la síntesis cualitativa, que frecuentemente se basa en evidencia

de estos países, líderes en el desarrollo y adopción de IA. Sin embargo, esta concentración también subraya la necesidad de investigar más los impactos en otros contextos, como los países en desarrollo, un gap identificado en la literatura y abordado parcialmente por estudios como el de Brambilla et al. [18] para Latinoamérica.

La interpretación integrada de los resultados bibliométricos y cualitativos no solo respalda la estructura de esta revisión, sino que también dibuja un campo de investigación dinámico y en rápida evolución, enfocado en comprender las profundas transformaciones que la IA está generando en la economía y el mercado laboral a escala mundial.

4.2 Principales Corrientes de Pensamiento y Debates Actuales

La investigación sobre el impacto económico de la Inteligencia Artificial en el mercado laboral, aunque extensa y en crecimiento, se caracteriza por la existencia de importantes debates y diferentes corrientes de pensamiento. Estos reflejan tanto la complejidad inherente del fenómeno como las limitaciones de la evidencia disponible hasta el momento.

Uno de los debates más fundamentales y persistentes es la tensión entre el **tecno-optimismo** y el **tecno-pesimismo** respecto al futuro del trabajo. Los optimistas, a menudo apoyándose en paralelismos históricos con revoluciones tecnológicas previas y en el potencial de la IA para aumentar la productividad, sostienen que la creación de nuevas tareas, la mejora de la eficiencia y la emergencia de nuevos sectores acabarán compensando el desplazamiento laboral, conduciendo a una mayor prosperidad general, aunque puedan existir periodos de ajuste difíciles [1][2]. En contraste, los pesimistas enfatizan las características potencialmente únicas de la IA en su capacidad para realizar tareas cognitivas, su rápida velocidad de desarrollo y su potencial para automatizar un espectro muy amplio de actividades humanas, y advierten sobre el riesgo real de un desplazamiento laboral neto a gran escala, una precarización generalizada del trabajo y una exacerbación drástica de la desigualdad si no se implementan medidas contundentes [15][26]. Ambas posturas encuentran argumentos en diferentes interpretaciones tanto de la teoría económica como de la evidencia empírica disponible.

Un segundo debate se centra en la **magnitud real de los efectos empíricos observados hasta ahora**. Como se discutió en la sección sobre el impacto en el empleo y desempleo, existe una notable discrepancia entre estudios que encuentran impactos negativos significativos de la automatización (especialmente de los robots industriales) sobre el empleo y los salarios a nivel local, como el influyente trabajo de Acemoglu y Restrepo para EE. UU. [25], y otros análisis que, a nivel agregado, sectorial o en diferentes contextos institucionales, como el de Dauth et al. [19] para Alemania, reportan efectos mucho más pequeños, nulos o incluso positivos. Esto alimenta la discusión sobre la generalizabilidad de los hechos locales, la importancia de los efectos de equilibrio general como la reasignación de trabajadores entre sectores o los efectos de demanda agregada que pueden mitigar las pérdidas iniciales y el horizonte temporal necesario para que se manifiesten plenamente los impactos netos de la tecnología.

La **paradoja de la productividad** (mencionada en la sección 3.2.5) es otro importante punto de controversia. La aparente desconexión entre la percepción de una revolución tecnológica impulsada por la IA y el lento crecimiento de la

productividad agregada que se observa en muchas economías avanzadas desafía las predicciones teóricas más optimistas sobre los beneficios de la automatización [16][29]. El debate se centra en varias posibles explicaciones: una posibilidad es que las formas tradicionales de medir la productividad no logren capturar completamente el valor generado por las nuevas tecnologías digitales y la IA, lo que se conoce como un **problema de medición**. Otra es que se trate de un fenómeno transitorio, debido a los retardos naturales en la adopción generalizada de la IA y la necesidad de realizar inversiones complementarias en las empresas (la hipótesis de la "Curva J"). Finalmente, también se plantea si esta situación refleja una característica más profunda de la innovación reciente, donde quizás una parte importante de la automatización implementada es "mediocre", es decir, sustituye trabajo pero sin generar los grandes saltos en eficiencia esperados, como argumentan Acemoglu y Restrepo [2][15]. La resolución de esta paradoja tiene implicaciones cruciales para las expectativas sobre el crecimiento económico futuro y los beneficios que la IA puede aportar.

La **investigación más reciente**, presentada en los *AEA Papers and Proceedings* (Mayo 2025), continúa arrojando luz sobre la compleja dinámica de la IA en el mercado laboral. En esta línea, Andreadis et al. (2025) [47], al examinar la adopción de IA a nivel de condado en EE.UU. entre 2014 y 2023, documentan una heterogeneidad espacial significativa. Si bien algunos centros tecnológicos consolidados muestran una alta intensidad de trabajos de IA, también se observa un crecimiento rápido en áreas suburbanas y amigables con el trabajo remoto, especialmente entre 2018 y 2023. Estos hallazgos, que identifican la proporción de títulos STEM, la tensión del mercado laboral y la actividad de patentes como predictores clave de una mayor adopción de IA, refuerzan la discusión sobre la importancia de los factores locales (ver Sección 3.1.2) y la posibilidad de disparidades regionales en la adopción tecnológica. Por otro lado, la intensificación de la manufactura se asocia negativamente con la intensidad de IA, lo que sugiere desafíos para la integración de la IA en economías industriales tradicionales. Este estudio subraya la necesidad de políticas basadas en el lugar (*place-based policies*) para atraer y retener talento, así como la importancia del capital humano local y las dinámicas del mercado laboral en la configuración de los patrones de adopción de IA, aspectos cruciales para entender la potencial distribución desigual de los beneficios económicos de esta tecnología [47].

En cuanto a los **impactos distributivos**, particularmente desde una perspectiva de género, Albanesi et al. (2025) [48] analizan la difusión de tecnologías habilitadas por IA y los cambios en la participación femenina en el empleo en 16 países europeos entre 2011 y 2019. Sus resultados indican que, en promedio, la participación laboral femenina aumentó en las ocupaciones más expuestas a la IA. Este efecto positivo es más pronunciado en países con una alta participación laboral femenina inicial y donde las mujeres han experimentado mayores avances educativos en relación con los hombres. Si bien existe heterogeneidad entre países, casi todos muestran una relación positiva entre los cambios en la participación femenina dentro de las ocupaciones y la exposición a la automatización habilitada por IA [48]. Estos hallazgos sugieren que la difusión de la IA puede beneficiar el empleo femenino, especialmente si se acompaña de mejoras en la formación educativa, lo que aporta un matiz importante al debate sobre los efectos de la IA en la desigualdad de género (discutido en la Sección 3.2.3) y la potencial creación de empleos más amigables con el género.

Finalmente, existe un debate normativo y práctico fundamental sobre las **respuestas políticas más adecuadas** para gestionar la transición hacia una economía más fundamentada en IA. Si bien existe un consenso generalizado sobre la necesidad de algún tipo de intervención, las estrategias propuestas difieren enormemente. Algunos enfoques priorizan la adaptación individual a través de la inversión masiva en educación, formación continua y *reskilling* [7][30]. Otros enfatizan la necesidad de fortalecer las redes de protección social, llegando a proponer medidas como la Renta Básica Universal para desacoplar los ingresos del empleo tradicional. También hay propuestas centradas en la política fiscal, como la posible implementación de impuestos sobre robots o sobre el capital para compensar la potencial erosión de la base imponible del trabajo, o la reducción de las cargas fiscales sobre el trabajo para hacerlo relativamente más atractivo frente a la automatización [13]. Además, surge un debate creciente sobre la conveniencia y viabilidad de políticas industriales o de innovación que intenten "dirigir" el desarrollo tecnológico hacia una IA más complementaria al trabajo humano denominado "*human-centric AI*" y que maximice los beneficios sociales [15][16]. La evaluación de la efectividad, los costes y los posibles efectos secundarios de estas diversas opciones políticas es un área de investigación activa y crucial para el futuro.

Estos debates indican que, a pesar de los avances, la comprensión de las implicaciones de la IA está lejos de ser completa, y la dirección futura del trabajo dependerá no solo de la tecnología en sí, sino también de las decisiones políticas y sociales que se tomen.

4.3 Limitaciones de la Revisión

Es fundamental reconocer que la presente revisión sistemática de literatura, a pesar de los esfuerzos por asegurar el rigor y la exhaustividad, posee ciertas limitaciones inherentes al proceso metodológico y a la naturaleza del campo de estudio. Identificar estas limitaciones permite contextualizar adecuadamente los hallazgos y conclusiones presentadas.

En primer lugar, en cuanto a la estrategia de búsqueda y selección de estudios, se utilizaron dos bases de datos académicas principales y de amplia cobertura como Web of Science y Scopus, y se complementó con búsquedas exploratorias en otras fuentes, a pesar de eso ninguna estrategia de búsqueda puede garantizar la captura absoluta de toda la literatura relevante. La elección de términos clave específicos, aunque diseñada para ser amplia, podría haber omitido estudios que utilizaran una terminología diferente para conceptos similares. La limitación a publicaciones en inglés y español también podría excluir contribuciones valiosas en otros idiomas. Además, el periodo temporal principal de la búsqueda (generalmente 2015-2025), aunque justificado por el deseo de capturar la investigación más reciente en un campo tan dinámico, podría haber limitado la inclusión de trabajos fundacionales más antiguos en algunos de los análisis cuantitativos del corpus, aun así se intentó mitigar esto mediante búsquedas específicas y la inclusión de revisiones.

En segundo lugar, el proceso de cribado y selección de estudios, aunque basado en criterios de inclusión y exclusión definidos a priori, inevitablemente conlleva un grado de subjetividad por parte del revisor, especialmente en la fase de evaluación de títulos y resúmenes. Incluso incluyendo *working papers* de instituciones reconocidas, el enfoque principal en artículos revisados por pares significa que una porción de la "literatura gris" (informes técnicos, documentos de conferencia no revisados exhaustivamente) podría no estar plenamente

representada, aunque esta suele ser una práctica común para asegurar un cierto nivel de calidad y validación.

En tercer lugar, el análisis bibliométrico tiene sus propias limitaciones. La calidad y utilidad de los mapas generados con VOSviewer, como los de coocurrencia de palabras clave o coautoría, dependen directamente de la calidad y consistencia de los metadatos proporcionados por las bases de datos (ej. palabras clave asignadas por los autores o las revistas, información de afiliación). Como se observó, la falta de datos de afiliación institucional consistentes en los metadatos exportados limitó la capacidad de realizar análisis de colaboración institucional o por país directamente desde Excel, dependiendo más de las capacidades de VOSviewer con los ficheros RIS. Además, la interpretación de los clusters temáticos en los mapas de VOSviewer, aunque guiada por los términos predominantes, implica un componente de juicio interpretativo.

En cuarto lugar, la síntesis cualitativa de los hallazgos de los 40 estudios clave, como busca ser fiel a las contribuciones originales, implica necesariamente un proceso de resumen y abstracción. Al agrupar y comparar resultados de estudios con metodologías y contextos diversos, se corre el riesgo de simplificar en exceso ciertas complejidades o matices presentes en los trabajos individuales. Aunque se ha buscado la objetividad, la perspectiva del revisor puede influir sutilmente en la forma en que se presentan e interpretan los hallazgos.

Finalmente, el campo del impacto de la IA en el mercado laboral es extraordinariamente dinámico y evoluciona a gran velocidad. La investigación, especialmente en lo referente a la IA generativa, está en pleno auge, con nuevas publicaciones apareciendo constantemente. Por tanto, cualquier revisión sistemática, incluida esta, ofrece una fotografía de la literatura hasta un momento específico en el tiempo (las búsquedas principales se realizaron hasta principios de 2025). Es probable que desde la finalización de las búsquedas hayan surgido nuevos estudios relevantes que no han podido ser incluidos.

Reconocer estas limitaciones no disminuye el valor de los hallazgos de esta revisión, sino que los contextualiza y ayuda a identificar áreas donde futuras investigaciones podrían complementar o profundizar el conocimiento aquí presentado..

5 Conclusiones y Líneas Futuras de Investigación

5.1 Conclusiones Principales

La presente revisión sistemática de la literatura académica ha permitido obtener una visión panorámica y detallada del estado actual de la investigación sobre el impacto económico de la IA y la robotización en el mercado laboral. Del análisis bibliométrico y la síntesis cualitativa de los 40 estudios clave seleccionados, se desprenden las siguientes conclusiones principales:

1. **Un Campo de Estudio Dinámico y en Crecimiento Exponencial:** La producción científica sobre este tema ha experimentado un crecimiento notable, especialmente a partir de 2020, con un pico en 2024. Este auge investigador coincide con la irrupción y rápida difusión de la IA generativa, que se ha posicionado como un foco temático central y reciente, tal como lo revelan tanto la distribución temporal de las publicaciones como los mapas de coocurrencia de palabras clave.
2. **Predominio del Task-Based Framework (TBF):** El enfoque teórico más influyente para analizar el impacto laboral de la IA es el TBF, prominentemente desarrollado por Acemoglu y Restrepo [2][6][14][15][16]. Este marco, que distingue entre el efecto desplazamiento de la automatización y el efecto reinstauración por la creación de nuevas tareas, proporciona la lente principal a través de la cual la mayoría de los estudios interpretan los complejos mecanismos en juego. Otros marcos, como el Cambio Tecnológico Sesgado por Habilidad (SBTC) y el Cambio Tecnológico Sesgado por Tareas Rutinarias (RBTC), también forman parte de la discusión, aunque de forma menos central en los trabajos más recientes.
3. **Impacto Heterogéneo y de Reasignación en el Empleo:** No existe un consenso unánime sobre si la IA resultará en una destrucción o creación neta de empleos a nivel agregado. La evidencia empírica es mixta: mientras algunos estudios, especialmente los centrados en robots industriales a nivel local o sectorial, reportan efectos de desplazamiento [6][18][25][27], otros a nivel de empresa o que consideran mecanismos de compensación más amplios sugieren efectos neutros o incluso positivos en el empleo [7][19][31][32][33][34][35]. La conclusión más robusta es que la IA está impulsando una profunda **reasignación** de trabajadores entre tareas, ocupaciones, empresas y sectores, más que una simple eliminación masiva de puestos de trabajo hasta la fecha.
4. **Aumento de la Desigualdad Salarial y Polarización Laboral:** Existe un mayor consenso en la literatura respecto a los efectos distributivos. La IA y la automatización tienden a aumentar la desigualdad salarial, a menudo ampliando la prima por cualificación y favoreciendo a los trabajadores con habilidades complementarias a las nuevas tecnologías [6][20][39]. Asimismo, contribuyen a la polarización del mercado laboral, con un crecimiento relativo del empleo en ocupaciones de alta y baja cualificación, y un declive o estancamiento en las de cualificación media que realizan tareas rutinarias [1][21][33][38]. También se observa una presión a la baja sobre la participación general del trabajo en la renta nacional [2][31][41].
5. **Transformación Profunda de la Demanda de Habilidades:** La IA está reconfigurando las habilidades valoradas en el mercado. Se demuestra una disminución en la demanda de habilidades asociadas a tareas

rutinarias y un aumento en la demanda de habilidades cognitivas de orden superior como el pensamiento crítico y la resolución de problemas, habilidades socioemocionales como la comunicación y la colaboración, y habilidades técnicas específicas relacionadas con la IA [7][29][30][37][42][43]. Esto subraya la necesidad crítica de *upskilling* y *reskilling* de la fuerza laboral.

6. **La Persistente Paradoja de la Productividad:** A pesar del enorme potencial teórico de la IA para impulsar la productividad, la evidencia macroeconómica de un aumento significativo y sostenido del crecimiento de la productividad sigue siendo escasa [2][13][15], [16][29]. Si bien estudios a nivel micro o de empresa a menudo reportan ganancias de productividad [32][33][35][40][46], su traslado al nivel agregado parece estar mediada por factores como los retardos en la adopción, los costes de ajuste, la necesidad de inversiones complementarias y la posible concentración en tecnologías "mediocres".
7. **Diversidad de Enfoques Metodológicos con Énfasis Cuantitativo:** La investigación se apoya en una variedad de métodos, con un claro predominio de los análisis empíricos cuantitativos (datos de panel, variables instrumentales, diferencias en diferencias) y los modelos teóricos formales. La medición precisa de la adopción de IA y la identificación causal de sus impactos continúan siendo desafíos metodológicos importantes.

En definitiva, la literatura económica actual dibuja un panorama complejo y multifacético del impacto de la IA y la robotización. Si se reconocen los profundos cambios estructurales y los desafíos distributivos que estas tecnologías plantean, también se perciben oportunidades ligadas a la creación de nuevas tareas y al aumento potencial de la productividad. La trayectoria futura dependerá crucialmente de la dirección que tome el desarrollo tecnológico y de la capacidad de las políticas públicas y las estrategias empresariales para gestionar esta transición de manera inclusiva y eficiente.

5.2 Identificación de Gaps en la Literatura

Una revisión sistemática de literatura no solo busca resumir el conocimiento existente, sino también identificar las áreas donde este es incompleto, incierto o donde se requiere una mayor profundización. Del análisis de los 40 estudios clave y de las discusiones previas, emergen varios gaps significativos que podrían orientar futuros trabajos en el campo del impacto económico de la IA y la robotización en el mercado laboral.

1. **Impacto Específico de la IA Generativa (GenAI):** A pesar del reciente auge investigador, el impacto laboral concreto de la IA generativa con ChatGPT y otros LLMs todavía está en sus primeras fases de estudio. Varios autores señalan la necesidad urgente de más evidencia empírica robusta sobre sus efectos a corto y largo plazo en el empleo especialmente en ocupaciones cognitivas y creativas, la productividad, la calidad del trabajo y la organización empresarial [8][13][16]. Acemoglu (2024) también destaca la dificultad de predecir sus efectos y la necesidad de investigar cómo afectará a tareas "difíciles de aprender" [13].
2. **Efectos sobre la Calidad del Trabajo y el Bienestar del Empleado:** La mayoría de los estudios económicos se han centrado en métricas cuantitativas como el empleo y los salarios. Sin embargo, existe una necesidad reconocida de investigar más a fondo cómo la IA afecta otras

dimensiones de la calidad del trabajo, como la autonomía, la intensidad laboral, el estrés, la satisfacción laboral, la seguridad en el trabajo y las condiciones no monetarias [30][37][43]. Bankins et al. (2024) y Cramarenco et al. (2023) sugieren explorar cómo la IA puede facilitar el bienestar y satisfacción del trabajador, o por el otro lado, generar estrés [30][37].

3. **Mecanismos de Complementariedad y Aumento (Augmentation):** Aunque el efecto de desplazamiento de la automatización ha sido ampliamente estudiado, se requiere una comprensión más detallada de cómo, cuándo y para quién la IA actúa como un complemento, aumentando las capacidades humanas y la productividad (augmentation). Esto incluye entender mejor las habilidades específicas y las condiciones organizativas que facilitan una colaboración humano-IA efectiva y beneficiosa [16][43][44]. Jarrahi (2018) aboga por un enfoque en la simbiosis humano-IA, un área que necesita más desarrollo empírico [44].
4. **Impacto en Países en Desarrollo y Contextos Diversos:** La gran mayoría de la investigación empírica se ha concentrado en economías avanzadas, principalmente EE. UU., China, y algunos países europeos o asiáticos. Existe un gap importante en cuanto a estudios sobre cómo la IA y la automatización afectan a los mercados laborales en países en desarrollo y economías emergentes, que pueden tener diferentes estructuras industriales, niveles salariales, dotaciones de capital humano e instituciones laborales [13][18][23][24]. Los efectos sobre la informalidad laboral, como los estudiados por Brambilla et al. (2023) para Latinoamérica [18], merecen mucha más atención.
5. **Dinámica de Creación de Nuevas Tareas (Reinstatement):** Aunque el efecto de reinstauración es teóricamente crucial en el TBF para contrarrestar el desplazamiento laboral [2][14][16], el proceso de creación de nuevas tareas intensivas en trabajo es difícil de medir y modelar empíricamente. Acemoglu y Restrepo han señalado repetidamente la importancia de entender mejor sus determinantes, su magnitud actual y si puede seguir el ritmo de la automatización [2][13][15][16].
6. **Mejora de Datos y Metodologías de Medición de la IA:** Una limitación recurrente en la literatura es la dificultad para medir de forma precisa, granular y comparable la adopción y el uso de diferentes tipos de IA más allá de los robots industriales en las empresas y su vinculación con los resultados laborales [13][21][23]. Se necesitan mejores datos y metodologías para superar los proxies actuales frecuentemente recurridos como los patentes o menciones en informes y permitir análisis causales más robustos.
7. **Diseño y Evaluación Rigurosa de Políticas Públicas:** Dada la magnitud potencial de los cambios, existe una necesidad urgente de investigación que diseñe y evalúe la efectividad comparativa de diferentes políticas públicas como las educativas, fiscales, de protección social, y de regulación de la propia IA, para gestionar la transición laboral asociada a la IA y asegurar que sus beneficios se compartan ampliamente [8][16][24].
8. **Implicaciones Éticas, de Privacidad y Sesgos Algorítmicos:** Aunque esta revisión se centra en el impacto económico, muchos estudios señalan la importancia de investigar más a fondo las implicaciones éticas, los problemas de privacidad y los posibles sesgos raciales o de género inherentes a los algoritmos de IA y cómo estos pueden afectar las decisiones en el ámbito laboral y exacerbar desigualdades [8][29][42].
9. **Interacción con Otras Megatendencias Globales:** Se necesita más investigación sobre cómo los efectos de la IA interactúan con otras

transformaciones globales importantes, como la globalización, los cambios en las cadenas de valor, el envejecimiento demográfico, la creciente "fisuración" del empleo basado en economía de plataformas o trabajo "gig" y la transición ecológica [16][25].

La identificación de estos gaps subraya las áreas donde el conocimiento actual es limitado, además de ofrecer una hoja de ruta para futuras investigaciones que puedan contribuir a una comprensión más completa y matizada de la compleja relación entre la IA y el futuro del trabajo.

6 Análisis de Impacto

6.1 Impacto Personal y Académico

La elaboración de este Trabajo Fin de Grado sobre el impacto económico de la Inteligencia Artificial y la robotización en el mercado laboral ha constituido una travesía de aprendizaje intensiva y transformadora. Más allá de cumplir con un requisito académico, este proyecto ha sido un desarrollo significativo en mis competencias de investigación.

El primer gran impacto ha sido la adquisición de habilidades de investigación fundamentales. El proceso comenzó con definir una estrategia de búsqueda sistemática para un campo tan vasto y dinámico. Esto implicó aprender a navegar con eficacia por bases de datos académicas como Web of Science y Scopus, refinar términos de búsqueda y aplicar criterios de inclusión y exclusión de manera rigurosa. La gestión de un volumen inicial de más de 700 referencias habría sido inmanejable sin el dominio de herramientas como Zotero, que se convirtió en una herramienta indispensable para organizar la literatura, eliminar duplicados y, posteriormente, generar la bibliografía.

La fase de selección y extracción de datos de los 40 artículos clave exigió una lectura crítica y analítica profunda de la literatura científica. No se trataba solo de resumir, sino de comprender las metodologías empleadas, evaluar la legitimidad de los hallazgos y, crucialmente, identificar los debates y las controversias en un campo donde las conclusiones no siempre son uniformes. Esta inmersión en estudios económicos complejos, con sus modelos teóricos y análisis empíricos, ha desarrollado y fortalecido en gran medida mi capacidad para sintetizar grandes volúmenes de información y estructurar argumentos basados en evidencia.

Una de las aportaciones más novedosas de este TFG ha sido la incursión en el análisis bibliométrico mediante VOSviewer. Aprender a utilizar esta herramienta para generar e interpretar mapas de coocurrencia de palabras clave y redes de coautoría ha abierto una nueva perspectiva sobre cómo visualizar la estructura intelectual de un campo de investigación, identificar temas emergentes y reconocer a los actores clave y sus colaboraciones.

Paralelamente, este proyecto ha supuesto un profundo aprendizaje sobre el impacto económico de la IA y la automatización. He podido familiarizarme con los principales marcos teóricos que articulan el debate, destacando el Task-Based Framework de Acemoglu y Restrepo, y comprender las diversas metodologías empíricas que se utilizan para medir efectos en el empleo, los salarios, la desigualdad y la productividad. Esta comprensión va más allá de lo puramente técnico; me ha proporcionado una perspectiva más informada y crítica sobre una de las transformaciones tecnológicas y sociales más importantes de nuestro tiempo, un tema que, sin duda, seguirá siendo relevante en mi futura trayectoria profesional. De hecho, este trabajo ha despertado un interés particular en la interacción entre la IA generativa y la evolución de las habilidades, así como en las políticas públicas necesarias para una transición justa.

A nivel más personal, la gestión de un proyecto de esta amplitud ha sido un ejercicio constante de organización, autonomía y disciplina. Establecer un plan de trabajo, cumplir plazos autoimpuestos y mantener la motivación a lo largo de varios meses ha sido fundamental. La investigación, con sus momentos de avance y también de estancamiento o frustración, por ejemplo, al enfrentarme

a la limpieza de datos para el análisis bibliométrico o al intentar sintetizar hallazgos aparentemente contradictorios, ha cultivado la perseverancia y la capacidad de resolución de problemas.

Considero que los conocimientos y habilidades adquiridos, desde la gestión de información y el análisis crítico hasta la redacción estructurada y la familiaridad con un tema económico de vanguardia, son características muy valiosas para mi futura carrera profesional, independientemente del sector. La capacidad de investigar, comprender y comunicar sobre temas complejos es una competencia de gran utilidad. Además, este TFG ha modificado mi perspectiva sobre la IA: de una visión quizás más general, he pasado a una comprensión más específica de sus implicaciones económicas, los debates que crea y los desafíos que plantea para la sociedad.

6.2 Impacto Empresarial y Económico

Los hallazgos y la síntesis de la literatura realizados en este Trabajo Fin de Grado, si bien de naturaleza académica, tienen implicaciones relevantes tanto para el sector empresarial como para la economía en su conjunto.

Desde la **perspectiva empresarial**, la comprensión detallada de cómo la IA afecta al empleo, la demanda de habilidades y la productividad puede informar decisiones estratégicas cruciales. Las empresas que están considerando o implementando tecnologías de IA pueden beneficiarse al anticipar los cambios necesarios en su fuerza laboral. La evidencia sobre la disminución de la demanda de habilidades rutinarias y el aumento de la necesidad de competencias cognitivas superiores, sociales y técnicas especializadas (Sección 3.2.4) subraya la urgencia de que las organizaciones inviertan proactivamente en programas de formación, *reskilling* y *upskilling* para sus empleados. Ignorar estas tendencias podría llevar a desajustes de habilidades, dificultando la adopción efectiva de la IA y la competitividad a largo plazo.

Además, el debate sobre el desplazamiento de tareas versus la creación de nuevas tareas (efecto reinstauración del TBF, Sección 3.2.1) sugiere que las empresas tienen un papel activo en cómo se despliega la IA. Aquellas que enfoquen la IA no solo como una herramienta de sustitución para reducir costes, sino también como un medio para **aumentar las capacidades humanas, innovar en productos y servicios, y crear nuevos roles y tareas de mayor valor añadido**, podrían estar mejor posicionadas para recoger beneficios de productividad sostenibles y fomentar un entorno laboral más adaptable y motivado. La literatura también alerta sobre los posibles efectos en la desigualdad salarial interna y la polarización (Sección 3.2.3), lo que debería llevar a las empresas a considerar prácticas de gestión de recursos humanos y políticas de compensación equitativas durante la transición.

A un **nivel económico más amplio**, la investigación sintetizada en este TFG es fundamental para el diseño de **políticas públicas efectivas**. Una comprensión clara de los mecanismos a través de los cuales la IA impacta el mercado laboral incluyendo los efectos de desplazamiento, productividad y creación de nuevas tareas es esencial para que los gobiernos puedan desarrollar estrategias que faciliten la transición de los trabajadores, mitiguen los costes sociales del desempleo tecnológico y aseguren que los beneficios de la IA se distribuyan de manera más equitativa. Esto abarca desde reformas en los sistemas educativos y de formación profesional hasta el diseño de redes de seguridad social

adaptadas, políticas fiscales que no desincentiven la contratación de trabajo frente al capital, y políticas de innovación que puedan orientar el desarrollo tecnológico hacia fines socialmente deseables.

La **paradoja de la productividad** a nivel macroeconómico, a pesar de los rápidos avances en IA, es una preocupación central. La investigación que ayude a descubrir las causas de esta paradoja es crucial para las expectativas de crecimiento económico futuro. Si la IA ha de convertirse en un motor de prosperidad generalizada, es crucial entender cómo fomentar su adopción de manera que realmente se traduzca en ganancias de eficiencia y bienestar a nivel agregado.

Finalmente, para inversores, analistas y la sociedad en general, el conocimiento acumulado sobre este tema ayuda a navegar la incertidumbre inherente a una transformación tecnológica de esta magnitud. Permite una evaluación más informada de los riesgos y oportunidades asociados a la IA, promoviendo un debate público más basado en evidencia.

6.3 Impacto Social y Medioambiental

El despliegue de la Inteligencia Artificial y la automatización avanzada no solo reconfigura el mercado laboral y la economía, sino que también plantea importantes consecuencias sociales y medioambientales que deben ser consideradas. Esta revisión, aunque centrada en el impacto económico-laboral, ha tocado tangencialmente algunos de estos aspectos a través de la literatura analizada.

Impactos Sociales

Una de las preocupaciones sociales más destacadas, como ya se había indicado en los gaps, es el potencial de la IA para exacerbar las **desigualdades existentes**. Como se discutió en las secciones 3.2.3 y 4.2, la tendencia de la IA a ampliar la prima por cualificación y polarizar el mercado laboral puede profundizar las brechas de ingresos. Adicionalmente, existe el riesgo de que los sesgos inherentes a los datos con los que se entrenan los algoritmos de IA perpetúen o incluso amplifiquen discriminaciones preexistentes, ya sean de edad, género, raza, etc., en procesos de contratación, promoción o acceso a oportunidades [29]. La brecha digital, tanto en acceso a la tecnología como en las habilidades necesarias para una economía impulsada por IA, también puede generar nuevas formas de exclusión social si no se aborda de manera efectiva.

Otro aspecto crucial es el impacto en la **calidad del trabajo y el bienestar de los trabajadores**. A pesar de la potencial de la IA en eliminar tareas tediosas o peligrosas, también existe la inquietud sobre su efecto en la calidad general del empleo. Cuestiones como la autonomía del trabajador, la posible intensificación del trabajo debido a la monitorización algorítmica, el *tecnoestrés*, la descualificación de ciertas tareas y la satisfacción laboral general son áreas que, como se identificó en los gaps de investigación, requieren una atención mucho más detallada [30][37][43]. La forma en que se diseñe e implemente la IA en los entornos laborales será determinante para definir si contribuye a mejorar o a deteriorar el bienestar de los empleados.

Los cambios rápidos y profundos en el mercado laboral, con el potencial desplazamiento de ciertos grupos de trabajadores o la obsolescencia de habilidades, pueden, a su vez, generar **tensiones en la cohesión social** si no se gestionan adecuadamente. Esto enfatiza la importancia de tener y desarrollar los sistemas educativos y de formación profesional de forma ágiles y adaptativos, así como con redes de seguridad social fuertes y capaces de apoyar a los individuos durante los periodos de transición. La necesidad de programas masivos de *upskilling* y *reskilling* no es solo un imperativo económico, sino también una condición necesaria para mantener la empleabilidad y la cohesión social.

Sin faltar, este tema plantea **cuestiones éticas y de gobernanza** fundamentales, que incluyen la privacidad de los datos, la transparencia de los algoritmos, la responsabilidad en caso de fallos y la propia definición de la autonomía humana frente a las máquinas. Aunque esta revisión no profundiza en estos aspectos, la literatura económica a menudo reconoce la necesidad de marcos éticos y de gobernanza sólidos para asegurar que la IA se desarrolle y utilice de manera responsable y en beneficio de la sociedad en su conjunto [24].

Impactos Medioambientales

La relación entre la IA y el medio ambiente es compleja y presenta una doble cara. Por un lado, una preocupación creciente es el considerable **consumo energético y la huella de carbono** asociados al entrenamiento y funcionamiento de los grandes modelos de IA, así como a la infraestructura de los centros de datos que los soportan [16]. Esta demanda energética, si no se satisface predominantemente con fuentes renovables, tiene el potencial de contribuir al aumento de las emisiones y exacerbar los desafíos del cambio climático.

Por otro lado, la IA también posee un **potencial contributivo significativo** para la sostenibilidad medioambiental. Sus aplicaciones podrían optimizar el uso de recursos en la agricultura o la industria, mejorar la eficiencia energética en edificios y transporte, facilitar la monitorización de la deforestación o la contaminación, ayudar en el desarrollo de nuevos materiales sostenibles o mejorar la precisión de los modelos climáticos. De hecho, del cribado inicial total (704 artículos), 17 trataban temas de optimización y mejoras en el sector de agricultura y 143 tenían cierta relación con el tema medioambiental de alguna forma. Sin embargo, es importante notar que la literatura económica revisada en este TFG, al estar centrada en el impacto laboral, no ha profundizado extensamente en estas aplicaciones medioambientales específicas de la IA.

Relación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS)

Los impactos sociales y medioambientales de la IA se conectan directamente con la consecución de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la Agenda 2030. El estudio de Dionisio et al. (2023) explora cómo las innovaciones sociales digitales (DSI), que a menudo incorporan IA, pueden abordar los ODS, aunque también señala riesgos [49].

- **ODS Sociales:** La IA puede influir en el ODS 1 (Fin de la pobreza) y el ODS 10 (Reducción de las desigualdades) tanto positiva como negativamente, dependiendo de cómo afecte al empleo, los salarios y la

distribución del ingreso. El ODS 8 (Trabajo decente y crecimiento económico) está en el centro del debate, ya que la IA redefine la naturaleza del trabajo y los motores del crecimiento. El ODS 4 (Educación de calidad) es crucial, dada la necesidad de adaptar los sistemas educativos para desarrollar las habilidades requeridas en la era de la IA.

- **ODS Medioambientales:** La conexión con ODS como el 7 (Energía asequible y no contaminante), el 12 (Producción y consumo responsables) y el 13 (Acción por el clima) dependerá de si la IA se convierte en una herramienta para la eficiencia y la sostenibilidad o si su propia huella energética agrava los problemas existentes.

En conclusión, por más que el potencial transformador de la IA es innegable, sus impactos sociales y medioambientales son complejos y requieren una consideración cuidadosa. Es necesario un enfoque proactivo que busque maximizar los beneficios sociales de la IA y mitigar sus riesgos, así como dirigir su desarrollo de manera que contribuya positivamente a la sostenibilidad global y a la consecución de los ODS.

7 Bibliografía

- [1] D. H. Autor, «Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation», *J. Econ. Perspect.*, vol. 29, n.º 3, pp. 3-30, SUM 2015, doi: 10.1257/jep.29.3.3.
- [2] D. Acemoglu y P. Restrepo, «Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor», *J. Econ. Perspect.*, vol. 33, n.º 2, pp. 3-29, SPR 2019, doi: 10.1257/jep.33.2.3.
- [3] D. Acemoglu y P. Restrepo, «Artificial Intelligence, Automation and Work», National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA, w24196, ene. 2018. doi: 10.3386/w24196.
- [4] M. Webb, «The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market», *SSRN Electron. J.*, 2019, doi: 10.2139/ssrn.3482150.
- [5] T. Eloundou, S. Manning, P. Mishkin, y D. Rock, «GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models», 2023, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2303.10130.
- [6] D. Acemoglu y P. Restrepo, «Tasks, Automation, and the Rise in Us Wage Inequality», *ECONOMETRICA*, vol. 90, n.º 5, pp. 1973-2016, sep. 2022, doi: 10.3982/ECTA19815.
- [7] D. Acemoglu, D. Autor, J. Hazell, y P. Restrepo, «Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies», *J. LABOR Econ.*, vol. 40, pp. S293-S340, abr. 2022, doi: 10.1086/718327.
- [8] B. Kitchenham y S. Charters, «Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering», Technical report, EBSE Technical Report EBSE-2007-01, 2007.
- [9] N. J. Van Eck y L. Waltman, «Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping», *Scientometrics*, vol. 84, n.º 2, pp. 523-538, ago. 2010, doi: 10.1007/s11192-009-0146-3.
- [10] M. Emily Jones, «LibGuides: Creating a PRISMA flow diagram: PRISMA 2020». Accedido: 26 de mayo de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://guides.lib.unc.edu/prisma/step-by-step>
- [11] S. Wasserman, L. V. Hedges, y I. Olkin, «Statistical Methods for Meta-Analysis», *J. Educ. Stat.*, vol. 13, n.º 1, p. 75, 1988, doi: 10.2307/1164953.
- [12] H. Guliyev, «Artificial intelligence and unemployment in high-tech developed countries: New insights from dynamic panel data model», *Res. Glob.*, vol. 7, p. 100140, dic. 2023, doi: 10.1016/j.resglo.2023.100140.
- [13] D. Acemoglu, «The simple macroeconomics of AI», *Econ. POLICY*, vol. 40, n.º 121, pp. 13-58, sep. 2024, doi: 10.1093/epolic/eiae042.
- [14] D. Acemoglu y P. Restrepo, «The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment», *Am. Econ. Rev.*, vol. 108, n.º 6, pp. 1488-1542, jun. 2018, doi: 10.1257/aer.20160696.
- [15] D. Acemoglu y P. Restrepo, «The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand», *Camb. J. Reg. Econ. Soc.*, vol. 13, n.º 1, pp. 25-35, mar. 2020, doi: 10.1093/cjres/rsz022.
- [16] P. Restrepo, «Automation: Theory, Evidence, and Outlook», *Annu. Rev. Econ.*, vol. 16, n.º 1, pp. 1-25, 2024, doi: 10.1146/annurev-economics-090523-113355.
- [17] B. Balsmeier y M. Woerter, «Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction», *Res. POLICY*, vol. 48, n.º 8, p. 103765, oct. 2019, doi: 10.1016/j.respol.2019.03.010.

- [18] I. Brambilla, A. César, G. Falcone, y L. Gasparini, «The impact of robots in Latin America: Evidence from local labor markets», *World Dev.*, vol. 170, 2023, doi: 10.1016/j.worlddev.2023.106271.
- [19] W. Dauth, S. Findeisen, J. Suedekum, y N. Woessner, «The Adjustment of Labor Markets to Robots», *J. Eur. Econ. Assoc.*, vol. 19, n.º 6, pp. 3104-3153, dic. 2021, doi: 10.1093/jeea/jvab012.
- [20] C. Cheng, J. Luo, C. Zhu, y S. Zhang, «Artificial intelligence and the skill premium: A numerical analysis of theoretical models», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 200, p. 123140, mar. 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2023.123140.
- [21] F. Bordot, «Artificial Intelligence, Robots and Unemployment: Evidence from Oecd Countries», *J. Innov. Econ. Manag.*, n.º 37, pp. 117-138, 2022, doi: 10.3917/jie.037.0117.
- [22] K. Dengler y B. Matthes, «The impacts of digital transformation on the labour market: Substitution potentials of occupations in Germany», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 137, pp. 304-316, dic. 2018, doi: 10.1016/j.techfore.2018.09.024.
- [23] E. Filippi, M. Banno, y S. Trento, «Automation technologies and their impact on employment: A review, synthesis and future research agenda», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 191, p. 122448, jun. 2023, doi: 10.1016/j.techfore.2023.122448.
- [24] H. Zhou, L. Wang, Y. Cao, y J. Li, «The impact of artificial intelligence on labor market: A study based on bibliometric analysis», *J. Asian Econ.*, vol. 98, 2025, doi: 10.1016/j.asieco.2025.101926.
- [25] D. Acemoglu y P. Restrepo, «Demographics and Automation», *Rev. Econ. Stud.*, vol. 89, n.º 1, pp. 1-44, ene. 2022, doi: 10.1093/restud/rdab031.
- [26] C. B. Frey y M. A. Osborne, «The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 114, pp. 254-280, ene. 2017, doi: 10.1016/j.techfore.2016.08.019.
- [27] Y. Zhao, R. Said, N. W. Ismail, y H. Z. Hamzah, «Effect of Industrial Robots on Employment in China: An Industry Level Analysis», *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, p. 2267237, jul. 2022, doi: 10.1155/2022/2267237.
- [28] X. Hui, O. Reshef, y L. Zhou, «The Short-Term Effects of Generative Artificial Intelligence on Employment: Evidence from an Online Labor Market», *Organ. Sci.*, vol. 35, n.º 6, pp. 1977-1989, dic. 2024, doi: 10.1287/orsc.2023.18441.
- [29] P. Budhwar *et al.*, «Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT», *Hum. Resour. Manag. J.*, vol. 33, n.º 3, pp. 606-659, jul. 2023, doi: 10.1111/1748-8583.12524.
- [30] R. E. Cramarencu, M. I. Burcă-Voicu, y D.-C. Dabija, «The impact of artificial intelligence (AI) on employees' skills and well-being in global labor markets: A systematic review», *Oeconomia Copernic.*, vol. 14, n.º 3, pp. 731-767, 2023, doi: 10.24136/oc.2023.022.
- [31] D. Autor y A. Salomons, «Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share», *Brook. Pap. Econ. Act.*, pp. 1-87, SPR 2018.
- [32] T. Babina, A. Fedyk, A. He, y J. Hodson, «Artificial intelligence, firm growth, and product innovation», *J. Financ. Econ.*, vol. 151, p. 103745, ene. 2024, doi: 10.1016/j.jfineco.2023.103745.
- [33] J. Dixon, B. Hong, y L. Wu, «The Robot Revolution: Managerial and Employment Consequences for Firms», *Manag. Sci.*, vol. 67, n.º 9, pp. 5586-5605, sep. 2021, doi: 10.1287/mnsc.2020.3812.

- [34] Y. Huang, «Digital transformation of enterprises: Job creation or job destruction?», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 208, p. 123733, nov. 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2024.123733.
- [35] C.-H. Yang, «How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-level Evidence from Taiwan», *Res. POLICY*, vol. 51, n.º 6, p. 104536, jul. 2022, doi: 10.1016/j.respol.2022.104536.
- [36] K. Bonney *et al.*, «The impact of AI on the workforce: Tasks versus jobs?», *Econ. Lett.*, vol. 244, p. 111971, nov. 2024, doi: 10.1016/j.econlet.2024.111971.
- [37] S. Bankins, A. C. Ocampo, M. Marrone, S. L. D. Restubog, y S. E. Woo, «A multilevel review of artificial intelligence in organizations: Implications for organizational behavior research and practice», *J. Organ. Behav.*, vol. 45, n.º 2, pp. 159-182, feb. 2024, doi: 10.1002/job.2735.
- [38] L. E. Fierro, A. Caiani, y A. Russo, «Automation, Job Polarisation, and Structural Change», *J. Econ. Behav. Organ.*, vol. 200, pp. 499-535, ago. 2022, doi: 10.1016/j.jebo.2022.05.025.
- [39] H. Jiang, X. Wang, y C. Liu, «Automated machines and the labor wage gap», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 206, p. 123505, sep. 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2024.123505.
- [40] K. Chen, X. Chen, Z. Wang, y R. Zvarych, «Does artificial intelligence promote common prosperity within enterprises? -Evidence from Chinese-listed companies in the service industry», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 200, p. 123180, mar. 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2023.123180.
- [41] H. Dawid y M. Neugart, «Effects of technological change and automation on industry structure and (wage-)inequality: insights from a dynamic task-based model», *J. Evol. Econ.*, vol. 33, n.º 1, pp. 35-63, ene. 2023, doi: 10.1007/s00191-022-00803-5.
- [42] D. Vrontis, M. Christofi, V. Pereira, S. Tarba, A. Makrides, y E. Trichina, «Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review», *Int. J. Hum. Resour. Manag.*, vol. 33, n.º 6, pp. 1237-1266, mar. 2022, doi: 10.1080/09585192.2020.1871398.
- [43] V. Pereira, E. Hadjielias, M. Christofi, y D. Vrontis, «A systematic literature review on the impact of artificial intelligence on workplace outcomes: A multi-process perspective», *Hum. Resour. Manag. Rev.*, vol. 33, n.º 1, p. 100857, mar. 2023, doi: 10.1016/j.hrmr.2021.100857.
- [44] M. H. Jarrahi, «Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making», *Bus. Horiz.*, vol. 61, n.º 4, pp. 577-586, ago. 2018, doi: 10.1016/j.bushor.2018.03.007.
- [45] Z. Zhang, «The impact of the artificial intelligence industry on the number and structure of employments in the digital economy environment», *Technol. Forecast. Soc. CHANGE*, vol. 197, p. 122881, dic. 2023, doi: 10.1016/j.techfore.2023.122881.
- [46] D. Czarnitzki, G. P. Fernandez, y C. Rammer, «Artificial intelligence and firm-level productivity», *J. Econ. Behav. Organ.*, vol. 211, pp. 188-205, jul. 2023, doi: 10.1016/j.jebo.2023.05.008.
- [47] L. Andreadis, E. Kalotychou, M. Chatzikonstantinou, C. Louca, y C. A. Makridis, «Local Heterogeneity in Artificial Intelligence Jobs over Time and Space», *AEA Pap. Proc.*, vol. 115, pp. 29-34, may 2025, doi: 10.1257/pandp.20251001.
- [48] S. Albanesi, A. Dias Da Silva, J. F. Jimeno, A. Lamo, y A. Wabitsch, «AI and Women's Employment in Europe», *AEA Pap. Proc.*, vol. 115, pp. 46-50, may 2025, doi: 10.1257/pandp.20251044.

- [49] M. Dionisio, S. J. de Souza Junior, F. Paula, y P. C. Pellanda, «The role of digital social innovations to address SDGs: A systematic review», *Environ. Dev. Sustain.*, vol. 26, n.º 3, pp. 5709-5734, 2024, doi: 10.1007/s10668-023-03038-x.

8 Anexos

8.1 Anexo 1: Detalles de la Estrategia de Búsqueda Sistemática

A continuación, se detallan las cadenas de búsqueda exactas empleadas en las bases de datos **Web of Science (WoS)** y **Scopus**, junto con los filtros aplicados y el número de resultados obtenidos en cada búsqueda inicial.

WoS Búsqueda 1

Se utilizó la siguiente cadena de búsqueda en el campo "Tema" (TS), filtrando por el área temática de Economía (SU: Economics* o Business Economics), para el periodo 2015–2025 y limitando los resultados a artículos altamente citados (Highly Cited Papers):

```
("artificial intelligence" OR AI OR "machine learning" OR "deep learning" OR "generative AI" OR automation OR automatisaton OR robot* OR "technological change" OR "industry 4.0" OR digitization OR digitalisation)
```

AND

```
("Labor market" OR "Labour market" OR employment OR unemployment OR work* OR workforce OR job* OR wage* OR earning* OR salary OR skills OR "human capital" OR productivity OR "labor share" OR "labour share" OR inequality OR polarization)
```

Resultados: 247 artículos

Notas: Búsqueda amplia sobre IA, automatización y su relación con el mercado laboral.

WoS Búsqueda 2

Búsqueda enfocada exclusivamente en las publicaciones de los autores **Daron Acemoglu** y **Pascual Restrepo**, combinando su autoría con una temática específica relacionada con inteligencia artificial, automatización, tareas y el mercado laboral:

```
AU=(Acemoglu D* AND Restrepo P*)
```

AND

```
TS=(("artificial intelligence" OR AI OR automation OR automatisaton OR robot* OR task*))
```

```
AND (job* OR employment OR wage* OR Labor OR Labour OR inequality OR productivity OR work*))
```

Resultados: 9 artículos

Notas: Contribuciones clave de autores pioneros en la investigación sobre automatización y trabajo.

WoS Búsqueda 3

Enfocada en marcos teóricos relacionados con la estructura de tareas laborales, como el enfoque "task-based" o el cambio técnico sesgado:

```
TS=(("task-based framework" OR "task based model" OR "routine-biased technical change" OR RBTC OR SBTC OR "skill-biased technical change") AND (automation OR "artificial intelligence" OR AI OR robot*) AND (employment OR wage* OR inequality OR "labor market" OR "labour market"))
```

Resultados: 26 artículos

Notas: Enfoque centrado en los efectos de la automatización según la naturaleza de las tareas.

WoS Búsqueda 4

Búsqueda centrada en el impacto específico de la inteligencia artificial generativa (Generative AI, LLMs, GPT) sobre el mercado laboral, filtrando también por área temática de Economía para el periodo 2022–2025:

```
AU=(Acemoglu D* AND Restrepo P*) AND TS=(("artificial intelligence" OR AI OR automation OR automatisisation OR robot* OR task*) AND (job* OR employment OR wage* OR labor OR labour OR inequality OR productivity OR work*))
```

Resultados: 107 artículos

Notas: Revisión específica de estudios recientes sobre IA generativa y empleo.

Total de resultados en Web of Science: 389

Scopus Búsqueda 1

Búsqueda amplia con una estructura similar a la primera de WoS, pero centrada en artículos de tipo "Review" publicados entre 2020 y 2025, en el área de Economía:

```
TITLE-ABS-KEY=(("artificial intelligence" OR ai OR "machine Learning"  
OR "deep Learning" OR "generative AI" OR automation OR automatisisation  
OR robot* OR "technological change" OR "industry 4.0" OR digitization  
OR digitalisation)  
AND ("Labor market" OR "Labour market" OR employment OR unemployment  
OR work* OR workforce OR job* OR wage* OR earning* OR salary OR skills  
OR "human capital" OR productivity OR "labor share" OR "labour share"  
OR inequality OR polarization))  
AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2026  
AND (LIMIT-TO(SUBJAREA , "ECON"))  
AND (LIMIT-TO(DOCTYPE , "re"))
```

Resultados: 231 artículos

Notas: Búsqueda centrada en revisiones sistemáticas para obtener visiones de conjunto y reducir cantidad enorme de resultados.

Scopus Búsqueda 2

Búsqueda por autor utilizando los identificadores únicos de Scopus para Daron Acemoglu y Pascual Restrepo, junto con una cadena temática similar a la de WoS:

```
AU-ID("Acemoglu, Daron" 7003483273)  
AND AU-ID("Restrepo, Pascual" 56470567000)  
AND TITLE-ABS-KEY=(("artificial intelligence" OR AI OR automation OR  
automatisisation OR robot* OR task*)  
AND (job* OR employment OR wage* OR Labor OR Labour OR inequality OR  
productivity OR work*))
```

Resultados: 9 artículos

Notas: Contribuciones conjuntas clave sobre automatización y empleo.

Scopus Búsqueda 3

Búsqueda centrada en teorías del cambio técnico y el modelo basado en tareas:

```
TITLE-ABS-KEY=(("task-based framework" OR "task based model" OR "routine-biased technical change" OR RBTC OR SBTC OR "skill-biased technical change"))
```

```
AND (automation OR "artificial intelligence" OR AI OR robot*)
```

```
AND (employment OR wage* OR inequality OR "labor market" OR "labour market"))
```

Resultados: 30 artículos

Notas: Similar a WoS Búsqueda 3, centrada en modelos teóricos.

Scopus Búsqueda 4

Búsqueda específica sobre **IA generativa**, modelos de lenguaje (LLM), y su relación con el mercado laboral. Limitada al área de Economía y al periodo 2022–2025:

```
TITLE-ABS-KEY=(("generative AI" OR "Large Language models" OR LLM OR gpt)
```

```
AND ("Labor market" OR "Labour market" OR employment OR job* OR skill* OR productivity OR wage*))
```

```
AND PUBYEAR > 2021 AND PUBYEAR < 2026
```

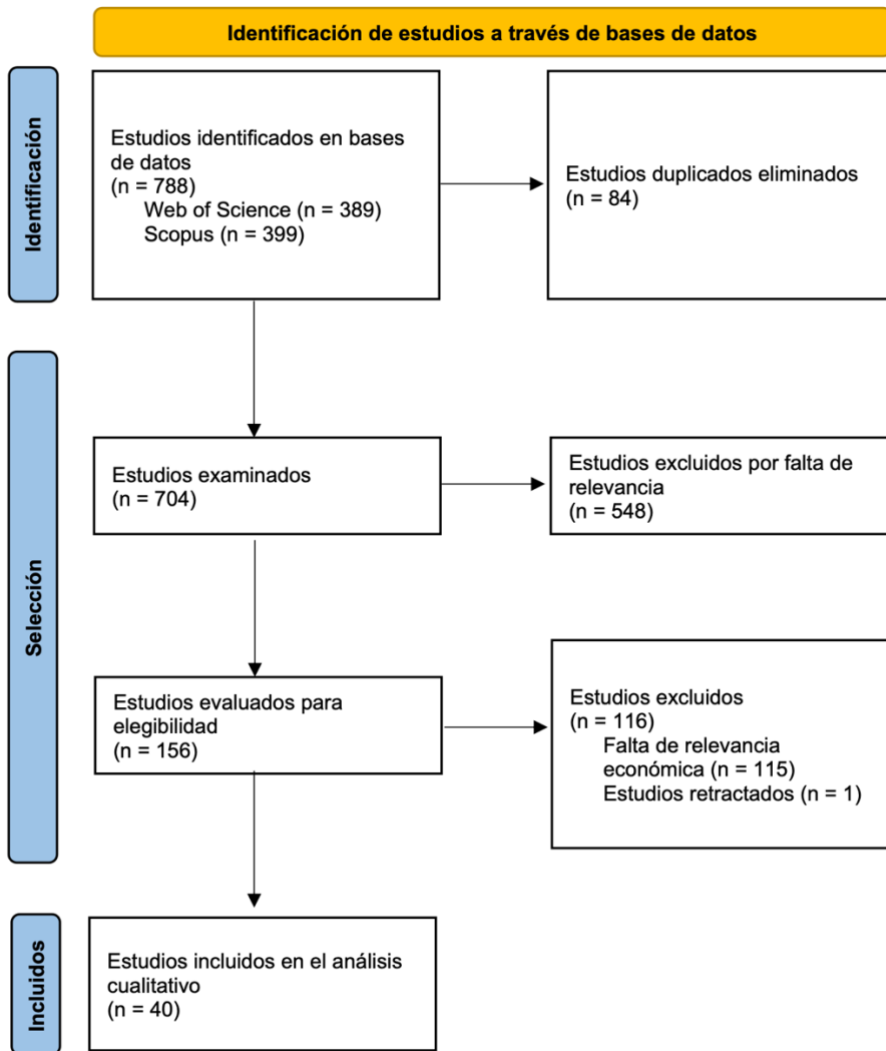
```
AND (LIMIT-TO(SUBJAREA , "ECON"))
```

Resultados: 129 artículos

Notas: Similar a WoS Búsqueda 4, con énfasis en estudios recientes y relevantes. Detecté un descuido tras realizar la búsqueda en que el término “gpt” en muchas ocasiones se refería a “General Purpose Technology” y no a “Generative Pre-trained Transformer” que se ha sinonimizado a la IA con plataformas como ChatGPT. Afortunadamente, el primer significado de GPT es uno interesante y relevante para este estudio, especialmente por su relevancia económica.

Total de resultados en Scopus: 399

8.2 Anexo 2: Diagrama de flujo PRISMA



8.3 Anexo 3: Informe de originalidad

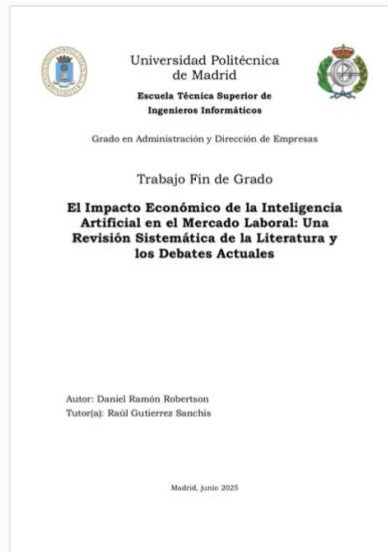


Digital Receipt

This receipt acknowledges that Turnitin received your paper. Below you will find the receipt information regarding your submission.

The first page of your submissions is displayed below.

Submission author: DANIEL RAMON ROBERTSON
Assignment title: Turnitin Memoria Final
Submission title: TFG_ADE_MemoriaFinal_DanielRamonRobertson.pdf
File name: 33441_DANIEL_RAMON_ROBERTSON_TFG_ADE_MemoriaFinal_...
File size: 1.37M
Page count: 61
Word count: 21,273
Character count: 119,598
Submission date: 04-Jun-2025 08:55PM (UTC+0200)
Submission ID: 2692198357



3% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography
- Quoted Text

Top Sources

- 0% Internet sources
- 0% Publications
- 3% Submitted works (Student Papers)

Grade

Similarity

3% Standard Similarity

Filters

--

3%

Sources

Show overlapping sources

