

Riesgo de Exposición a la IA en las Ramas de Actividad Laboral en Colombia

Jaider Andrés Velásquez Unda

Karen Victoria Acevedo Ruiz

Jonathan Andrés Alquichire Mojica

Propuesta de Seminario de Investigación para Optar al Título de Economista

Director

Josefa Ramoni Perazzi

Doctora en Economía

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ciencias Humanas

Escuela de Economía y Administración

Economía

Bucaramanga

2025

Agradecimientos

A nuestras familias que formaron personas íntegras y mediante su incansable esfuerzo y amor incondicional lograron que estuviéramos aquí. Asimismo agradecemos a nuestros docentes que aportaron cada uno un poco de su conocimiento para nuestra formación como profesionales, especialmente a nuestra directora, la profesora Josefa Ramoni Perazzi, cuya guía y paciencia durante todo el proceso hicieron posible la entrega de este trabajo de grado.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	10
1. Planteamiento del problema.....	12
2. Objetivos	16
2.1 Objetivo General.....	16
2.2 Objetivos Específicos.....	16
3. Justificación	16
4. Marco teórico	17
5. Métodos de medición	18
5.1 Método de Felten, Raj y Seamans (2018) para conectar avances en inteligencia artificial a habilidades de las ocupaciones.	19
5.2 Método de medición del impacto de la IA en las ocupaciones (AIOI).....	20
5.3 Medida de exposición de las ocupaciones a cualquier tecnología, de Webb (2020).....	21
5.4 Medida de exposición de la industria a la IA (AIIE)	22
5.5 Medida AIOI extendida a los países de la OCDE, de Georgieff y Hye (2021)	23
5.6 Medida de exposición ocupacional a la IA ajustada por complementariedad (C-AIOE).....	23
5.7 Medida de exposición a la IA regional (AIRE)	25
5.8 Medida del impacto ocupacional de la IA basada en tareas, habilidades cognitivas y <i>benchmarks</i> de IA	26
6. Revisión bibliográfica.....	27
7. Metodología	32
8. Resultados	35

8.1 Descripción de la muestra.....	35
8.2 Exposición a la IA.....	43
9. Conclusiones.....	56
Referencias bibliográficas.....	59

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. <i>Caracterización general de la muestra</i>	35
Tabla 2. <i>Descripción de la muestra por grupo del CUOC</i>	38
Tabla 3. <i>Formalidad por grupo del CUOC (%)</i>	40
Tabla 4. <i>Nivel de estudios por grupo de CUOC (%)</i>	41
Tabla 5. <i>Mediana de ingresos laborales por nivel de educación por cada grupo del CUOC (\$)</i>	42
Tabla 6. <i>Exposición a nivel nacional por cada grupo del CUOC</i>	44

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. <i>Impacto de la IA en el mercado laboral bajo sustitución laboral.....</i>	13
Figura 2. <i>Impacto de la IA en el mercado laboral bajo complementariedad laboral.</i>	14
Figura 3. <i>Índice de exposición a la IA por departamento.....</i>	46
Figura 4. <i>Exposición departamental a la IA del grupo de directores y gerentes.</i>	47
Figura 5. <i>Exposición departamental a la IA del grupo de profesionales, científicos e intelectuales...48</i>	
Figura 6. <i>Exposición departamental a la IA del grupo de técnicos y profesionales de nivel medio...49</i>	
Figura 7. <i>Exposición departamental a la IA del grupo de personal de apoyo administrativo...50</i>	
Figura 8. <i>Exposición departamental a la IA del grupo trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados.</i>	50
Figura 9. <i>Exposición departamental a la IA del grupo agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros.....</i>	52
Figura 10. <i>Exposición departamental a la IA del grupo oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados. 53</i>	
Figura 11. <i>Exposición departamental a la IA del grupo operarios de instalaciones y máquinas y ensambladores.</i>	54
Figura 12. <i>Exposición departamental a la IA del grupo ocupaciones elementales.....</i>	55

Glosario

Automatización: proceso por el cual tareas o trabajos que anteriormente eran realizados mediante la intervención humana, son reemplazados por diversas tecnologías como las máquinas, programas informáticos o inteligencia artificial.

Complementariedad: relación entre dos o más elementos que se combinan para potenciarse mutuamente, mejorando su eficiencia y productividad.

Habilidad cognitiva: es la capacidad que permite el procesamiento de la información, aprender, tomar decisiones y demás habilidades necesarias para el trabajo y el aprendizaje.

Habilidad ocupacional: es una habilidad física o cognitiva necesaria para que un trabajador desarrolle una ocupación.

Índice de Webb: es un índice que mide el nivel de exposición de las ocupaciones a los robots, software e inteligencia artificial.

Sustituibilidad: capacidad de un elemento de reemplazar a otro que cumple la misma función, generalmente porque es más eficiente o el coste de utilizarlo es menor.

Resumen

Título: Riesgo de Exposición a la IA en las Ramas de Actividad Laboral en Colombia*

Autor: Jaider Andrés Velásquez Unda, Karen Victoria Acevedo Ruiz y Jonathan Andrés Alquichire Mojica **

Palabras Clave: Inteligencia Artificial, Mercado Laboral, Índice de Exposición, Colombia, Sustitución, Complementariedad.

Descripción: La adopción de la inteligencia artificial en el campo laboral genera incertidumbre debido a las posibles repercusiones que pueda presentar sobre la fuerza laboral. Se habla de un posible aumento en la tasa de desempleo, pero también de la aparición de nuevas oportunidades laborales. Los estudios relacionados con la IA y sus efectos en el empleo arrojan una variedad de resultados, aun cuando no es posible determinar si ésta es un sustituto o complemento de la mano de obra; sin embargo, en el contexto colombiano no hay, según nuestro conocimiento, suficientes investigaciones que se aproximen a medir la exposición de las ocupaciones a la IA. Este estudio pretende identificar cómo se distribuye el empleo en Colombia teniendo en cuenta el nivel de exposición de los grupos de ocupaciones y los departamentos a la IA con base en los datos que proporciona la Gran Encuesta Integrada de Hogares 2023. Para ello, se aplica el índice de ocupaciones desarrollado por Webb (2020) a las ocupaciones de los grandes grupos y los grupos primarios del CUOC. Los resultados indican que las ocupaciones más expuestas a la IA son aquellas que requieren habilidades y tareas que son más susceptibles de replicar por esta.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ciencias Humanas. Escuela de Economía y Administración. Economía. Director: Josefa Ramoni Perazzi Ph.D. en Economía.

Abstract

Title: Risk of Exposure to AI in Labor Activity Sectors in Colombia

Author(s): Jaider Andrés Velásquez Unda, Karen Victoria Acevedo Ruiz y Jonathan Andrés Alquichire Mojica **

Key Words: Artificial Intelligence, Labor Market, Exposure Index, Colombia, Substitution, Complementarity.

Description: The adoption of artificial intelligence in the labor field generates uncertainty due to the possible repercussions it may have on the workforce. There is talk of a potential increase in the unemployment rate, but also the emergence of new job opportunities. Studies related to AI and its effects on employment yield a variety of results, even though it is not possible to determine whether it is a substitute or complement to labor; however, in the Colombian context, there are, to our knowledge, not enough studies that approach measuring occupational exposure to AI. This study aims to identify how employment is distributed in Colombia, taking into account the level of exposure of occupational groups and departments to AI, based on data from the 2023 Large Integrated Household Survey. To do this, Webb's (2020) occupational index is applied to the occupations of major groups and primary groups of the CUOC. The results indicate that the occupations most exposed to AI are those that require skills and tasks that are more susceptible to replication by it.

* Bachelor Thesis

** Faculty of Human Sciences. School of Economics and Administration. Economics. Director: Josefa Ramoni Perazzi, Ph.D. in Economics

Introducción

La inteligencia artificial (IA) ha implicado un cambio significativo frente al progreso de los trabajos, redefiniendo la forma en que las industrias operan. En Colombia, esta revolución tecnológica no es una excepción, sin embargo, aún no son muy claras las implicaciones de su adopción en el país y de los posibles efectos sobre la mano de obra colombiana.

La IA ha pasado a ser parte de la cotidianidad moderna, facilitando de forma automática actividades repetitivas y tediosas para el ser humano. Las empresas se han interesado cada vez más por implementar sistemas de IA para la producción, debido a los bajos costos comparado con los costos de la producción elaborada por empleados. Lo anterior, se traduce en la reducción intensiva de los empleos en el mercado. Por otro lado, el uso de IA en el campo laboral también ayuda a que los empleados cumplan con sus tareas en menor tiempo, puesto que se pierde menos tiempo en tareas tediosas como lo son elaborar un análisis de riesgo en el sector financiero. La IA puede llegar a ser tanto como una amenaza como una herramienta de trabajo según la profesión en la que se desempeñe. Es por esto, que la presente investigación busca analizar el riesgo de exposición de las ocupaciones en Colombia, para lo cual se hará uso de la información de la Gran Encuesta Integrada de Hogares 2023 y del índice de exposición a la inteligencia artificial de Webb (2020). De este modo, el estudio busca responder a la pregunta de ¿Cuáles son los grupos de ocupación que mayor exposición tienen a la presencia de la IA? ¿Cómo se caracterizan los trabajadores que se ocupan en actividades que mayor exposición tienen a la IA? Los principales resultados del estudio indican que las ocupaciones más expuestas a la IA son tanto aquellas que implican tareas rutinarias y repetitivas como las relacionadas con el sector agropecuario, como aquellas que requieren un mayor componente de habilidades cognitivas como son las ocupaciones de los

grandes grupos del CUOC que requieren niveles de educación superior. Asimismo, los departamentos más expuestos a la IA son aquellos en los que se presenta más concentración de los grandes grupos del CUOC relacionados con las ocupaciones descritas anteriormente.

El contenido de este trabajo está organizado en ocho secciones. Después de esta introducción, se presenta el planteamiento del problema, en el que se discute acerca del posible efecto sustitución o complementario de la IA sobre las ocupaciones. Igualmente, se incluyen los objetivos generales y específicos del trabajo, así como la justificación del estudio. En la tercera sección, se presenta el marco teórico sobre el desarrollo de la IA y su empleo en el mercado laboral. En la cuarta sección, se presentan los métodos que se han aproximado a medir el impacto de la IA sobre las ocupaciones, seguido por la quinta sección, en donde se presenta la revisión bibliográfica de las investigaciones acerca del efecto de la IA sobre el empleo. Seguidamente, en la sexta sección se desarrolla la metodología del estudio basada en un análisis descriptivo de la muestra de ocupados y ponderaciones de los puntajes de exposición de las ocupaciones a la IA de Webb (2020) para grupos del CUOC y departamentos. En la séptima sección, se presentaron los resultados, los cuales arrojan que las ocupaciones de sector agropecuario y las que requieren un nivel educativo más alto están más expuestas a la IA, en lo referente a departamentos, se destaca que los más expuestos son los de la región Andina. Finalmente, la octava sección presenta las conclusiones del estudio y se comparan y discuten los resultados de este estudio con otros estudios previos.

1. Planteamiento del problema

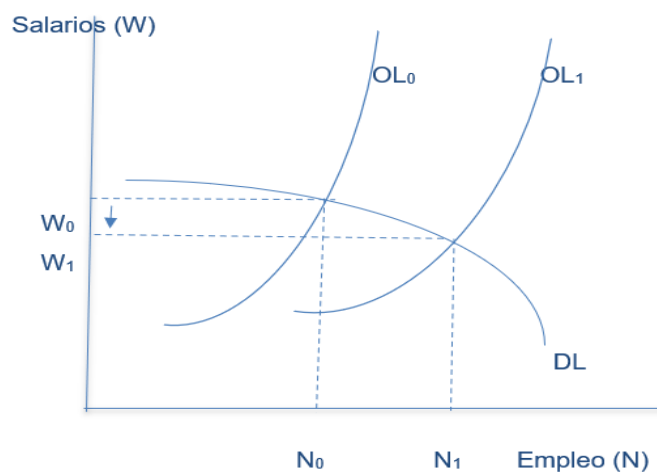
La inteligencia artificial (IA) se refiere a la automatización de la tecnología para procesar y convertir información a partir de datos dados por el ser humano. Este sistema es capaz de razonar situaciones, opinar, clarificar ideas, planificar tareas y reconocer patrones. Además, cuenta con la capacidad de tomar decisiones, adaptarse a la variedad lingüística y reconocer tareas específicas. Desde hace varios siglos los humanos han creado una convivencia estrecha con máquinas que reemplazan o mejoran diferentes habilidades físicas. Ahora, se adapta para complementar o sustituir por un camino artificial, lo que antes se podía realizar con la propia inteligencia biológica (Corvalán, 2019).

La IA puede afectar el mercado laboral, tanto en términos de salarios como en empleo. Este efecto puede presentarse de dos maneras, ya sea que se considere que la IA funge como un sustituto o como un complemento de la mano de obra, según sea el tipo de IA, las funciones que deben desempeñar los trabajadores por rama de actividad y la cualificación de los trabajadores, lo que hace que su impacto sea desigual entre individuos, ocupaciones y regiones. Como sustituto, la IA puede desplazar total o parcialmente a los trabajadores, lo que reduce las oportunidades de empleo y afecta negativamente los salarios. En efecto, en un escenario de sustitución perfecta, por ejemplo, el uso de IA implicaría un desplazamiento de la curva de oferta laboral, principalmente de trabajadores menos calificados, desde la curva original (OL_0) hacia la curva que combina IA y trabajadores (OL_1), manteniendo fija la demanda (DL), lo que se traduce en una reducción del salario de equilibrio desde W_0 hasta W_1 , que será más marcada en la medida en que la nueva cantidad de empleo (N_1) implique mayor participación de la IA (ver figura 1). Por ejemplo, en el sector salud donde el agendamiento de citas es llevado a cabo por trabajadores. Esta actividad

puede ser realizada por chatbots que generen los llamados de una forma más rápida y eficiente. En este contexto, los que agendan citas en el hospital serían sustituidos por la tecnología emergente de IA. Si los chatbots se vuelven más económicos y accesibles, es probable que los trabajadores de servicio al cliente en el hospital sean reemplazados. Esto se debe a que las empresas podrían optar por invertir en nuevas tecnologías en lugar de contratar trabajadores. Esto causa un desplazamiento hacia la izquierda en la curva de demanda de agendadores de citas.

Figura 1.

Impacto de la IA en el mercado laboral bajo sustitución laboral.



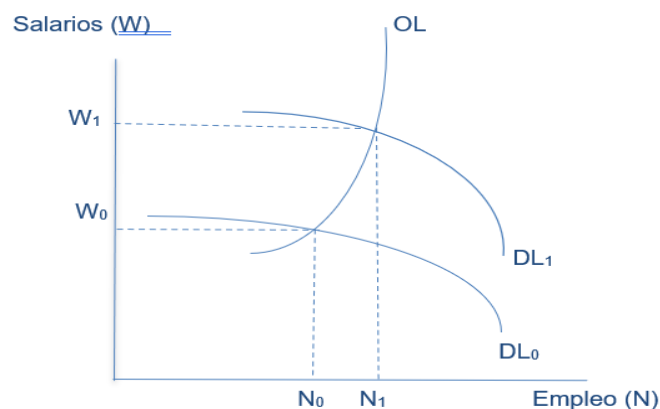
Nota. Elaboración propia.

Bajo el supuesto de complementariedad, la IA puede potenciar la productividad de los trabajadores en aquellas actividades que así lo permitan. Es el caso de empleos en los que se requiere hacer uso de herramientas tecnológicas que ayudan a identificar problemas y tomar decisiones de manera más rápida y eficiente. Como resultado, la curva de demanda laboral, especialmente de trabajadores más calificados, se desplaza hacia la derecha, desde DL₀ hasta DL₁, lo que se traduce en un aumento en los salarios desde W₀ hasta W₁ y en el empleo (ver figura 2).

En este escenario, a mayor incorporación de IA en alguna actividad, mayor será la expansión de la actividad económica lo que, a su vez, puede generar derramas positivas hacia otros sectores. Ejemplo de ello, sería el caso de los analistas que trabajan en el departamento de datos de una empresa donde se utilizan sistemas de inteligencia artificial para mejorar la toma de decisiones. La necesidad de herramientas tecnológicas que ayudan a identificar problemas y tomar decisiones de manera más rápida y eficiente aumenta junto con la demanda de empleados calificados. Por lo tanto, aumentan la demanda de trabajadores específicos y desplazan la curva de demanda hacia la derecha.

Figura 2.

Impacto de la IA en el mercado laboral bajo complementariedad laboral.



Nota. Elaboración propia.

La dirección y magnitud del efecto de la incorporación de la IA sobre el mercado laboral varía de un tipo de actividad a otra, al punto que se han desarrollado índices de riesgo por rama de ocupación. Ello hace suponer que el riesgo de pérdida de empleo varía entre grupos de trabajadores, siendo los menos calificados los que pueden verse más afectados de manera negativa (sustitución), por lo que es importante conocer la estructura laboral a fin de identificar las ramas

de actividad más expuestas, lo que debe conducir a la toma de decisiones que mitiguen su impacto, por ejemplo, planes de capacitación.

El Índice Latinoamericano de IA asigna a Colombia un puntaje de 53,1 por encima del promedio de la región (42,6), lo que la ubica en un nivel de madurez en varios aspectos del ecosistema de IA, especialmente en el ámbito de la infraestructura, formación profesional y regulación. Sin embargo, se conoce que el país presenta desafíos en áreas como la investigación, I+D, e institucionalidad lo que obliga a aprovechar las fortalezas internas y el conocimiento internacional para fortalecer la formación de capital humano avanzado, promover la investigación y adopción de IA en empresas y gobierno (Vargas, 2023).

Con base en lo anterior, este estudio se plantea responder las siguientes preguntas de investigación ¿Cuáles son los grupos de ocupación que mayor exposición tienen a la presencia de la IA? ¿Cómo se caracterizan los trabajadores que se ocupan en actividades que mayor exposición tienen a la IA?

2. Objetivos

2.1 Objetivo General

Analizar el nivel de exposición a la presencia de IA en que se encuentra el empleo en Colombia, según los grupos de ocupación y departamento.

2.2 Objetivos Específicos

- Comparar los diferentes indicadores de exposición a la IA disponibles, a fin de comprender lo que ellos representan.
- Analizar la estructura de empleo en Colombia con base en la información de la Gran Encuesta Integrada de Hogares.

3. Justificación

En el mundo moderno, la tecnología es base fundamental para el crecimiento económico. Sin embargo, este efecto no es el mismo para el empleo, si bien la IA funciona como un complemento para ciertas tareas, puede reemplazar la mano de obra en otras. Es por eso que esta investigación acerca de la IA en el mercado laboral de Colombia es relevante, ya que se pretende identificar cómo se distribuye el empleo en Colombia en función del nivel de exposición a la IA. Lo anterior permite observar el panorama de las áreas donde la automatización puede tener mayor repercusión.

El presente estudio proporcionará una visión del nivel de exposición a la IA de las ocupaciones en Colombia, aportando a la literatura económica latinoamericana sobre las nuevas

tecnologías introducidas en la producción que son base para futuras estrategias y políticas que pretendan proteger y especializar a los trabajadores de Colombia.

4. Marco teórico

El desarrollo de la IA ha sido un proceso continuo desde los años 40 hasta la actualidad. Esta tecnología ha proporcionado una serie de ventajas significativas en diversos aspectos de la vida moderna. Una de estas radica en su capacidad para realizar una amplia gama de tareas cotidianas de manera eficiente y precisa. Esto incluye el reconocimiento de imágenes, situaciones y lenguaje natural, así como el razonamiento de habilidades y pensamientos lógicos. Estas capacidades se sustentan en la utilización de algoritmos y arquitecturas de software que permiten a la inteligencia artificial realizar análisis complejos y tomar decisiones en tiempo real.

Benhamou (2020), percibe la IA como una oportunidad económica debido a las ganancias de productividad que puede generar y los nuevos mercados que puede crear. Por lo tanto, su implementación de forma adecuada puede traer efectos benéficos con aspectos significativos en los campos laborales, los cuales pueden presentar una mejora en el rendimiento y la productividad en áreas específicas, además que ofrece una oportunidad de mejoramiento en el desarrollo económico, productivo y social. La IA aumentaría los salarios de los trabajadores altamente calificados, pero reduciría los salarios de los trabajadores poco calificados.

Sin embargo, junto con estas ventajas, también surgen desafíos y limitaciones asociados con la implementación de la inteligencia artificial. Uno de los principales obstáculos es la complejidad de los algoritmos profundos utilizados en la IA. Estos algoritmos requieren un proceso de entrenamiento minucioso y continuo para mejorar su precisión y rendimiento. Este

proceso de entrenamiento, a menudo, depende en gran medida de la intervención humana para garantizar la calidad de los datos y evitar sesgos no deseados. La falta de un proceso de entrenamiento adecuado puede resultar en datos inexactos y en decisiones erróneas por parte de los sistemas de inteligencia artificial.

Así mismo el mercado laboral se ha visto afectado por la implementación de actividades que puede realizar la IA en los diferentes campos laborales, mostrando que algunos sectores son más susceptibles al reemplazo de los trabajadores que se ocupan en las tareas cotidianas y repetitivas, tales como producciones textiles, programación de actividades, preparación de documentos, entre otros. Sin embargo, esto traería un impacto positivo en la mejora de la eficiencia de las diversas industrias, haciéndolas más productivas. Cabe resaltar que la llegada de la IA obliga a una reestructuración del mercado laboral, ya que podría acabar con algunos empleos, pero también crearía nuevos puestos de trabajo como el mantenimiento, la ampliación y el control de los sistemas de esta; por tanto, los trabajadores se tendrían que capacitar para adaptarse a nuevas habilidades con el fin de poder cubrir la demanda emergente del mercado laboral.

Con esto se puede concluir que, si bien la IA ha demostrado ser una herramienta útil y flexible en la automatización de tareas y el análisis de datos, también presenta implicaciones significativas en términos de complejidad y necesidad de un entrenamiento cuidadoso. Es importante abordar estas limitaciones de manera efectiva para maximizar el potencial de la inteligencia artificial y garantizar su aplicación precisa en diversos campos.

5. Métodos de medición

La literatura describe diversos métodos que pueden ser empleados para determinar el efecto que el avance de la IA puede tener sobre diferentes aspectos del mercado laboral. A continuación, se resumen los métodos sobre los que se tiene conocimiento hasta el momento:

5.1 Método de Felten, Raj y Seamans (2018) para conectar avances en inteligencia artificial a habilidades de las ocupaciones.

La finalidad de este método es calcular el efecto que el progreso tecnológico en IA puede presentar sobre las diversas actividades del mercado laboral, identificando la clase de ocupación a través de las definiciones ocupacionales para profesiones de la *Occupational Information Network* (O*NET), la cual es una base de datos del Departamento de Trabajo de los Estados Unidos (BLS, por sus siglas en inglés) que suministra datos de requerimientos necesarios para que un trabajador realice una ocupación. Para ello, los autores conectan los avances en diversas categorías de IA medidas a través del monitoreo de datos de diversas fuentes centradas en la IA con las habilidades que se requieren para emplearse en una ocupación determinada, las cuales son especificadas en la O*NET.

Esta conexión se hace con las 16 categorías de métricas de la *Electronic Frontier Foundation* (EFF), la cual es un proyecto que recopila el progreso en métricas del rendimiento de categorías de IA, tales como juegos de estrategia abstractos y reconocimiento de imágenes. En lo referente a habilidades ocupacionales, el método emplea la información que provee la base de datos de O*NET.

Los pasos a seguir en este método son:

a) Rastrear e integrar la tasa de cambio del progreso en IA en las categorías separadas de métricas de la EFF.

b) Vincular las categorías de inteligencia artificial de la EFF con las 52 habilidades que la base de datos O*NET utiliza para describir los requisitos laborales.

c) Elaborar una matriz que conecte las categorías de la EFF con las habilidades de O*NET y que luego permita estimar el impacto de los avances en IA en las habilidades.

d) Estimar el efecto del progreso en IA sobre cada ocupación mediante la ponderación del impacto de la IA en cada habilidad de acuerdo con la relevancia de la habilidad en cuestión para cada empleo.

5.2 Método de medición del impacto de la IA en las ocupaciones (AIOI).

El método AIOI, planteado por Felten, Raj y Seamans (2019), permite calcular el impacto de la inteligencia artificial sobre las distintas ocupaciones, ajustando la metodología propuesta en Felten et al. (2018) de manera que se escala el impacto de la IA en todas las habilidades descritas en la O*NET. El indicador original no precisa la dirección del efecto de la IA, pues no indica si es complementaria o sustituta de la labor humana. Para estimar esto, se desarrolla una aproximación basada en datos a nivel estado-ocupación.

El proceso de cálculo del método se basa en las nueve categorías de la base de datos de la EFF. Asimismo, emplearon datos del BLS de los Estados Unidos, así como de *Burning Glass*, la cual es una base de datos que recopila información acerca de ofertas de trabajo. Por último, utilizaron información de *Amazon Mechanical Turk (mTurk)*, el cual es un servicio de crowdsourcing para trabajos simples que una IA no puede realizar, tales como aplicar encuestas.

El proceso de estimación se realiza de la siguiente manera:

a) Calcular la tasa de progreso en cada métrica de rendimiento de las nueve categorías de inteligencia artificial de la EFT con los datos que parten de 2010 en adelante.

b) Conectar la tasa de progreso de estas categorías con las 52 habilidades de O*NET, empleando datos de encuestas realizadas a cientos de participantes de mTurk.

c) Emplear las definiciones de las ocupaciones dadas por la O*NET para medir el efecto de la IA en cada ocupación, ponderando el impacto a nivel de habilidad por la importancia de la habilidad para cada ocupación, para después incorporar el efecto a través de todas las habilidades.

d) Implementar una aproximación basada en datos a nivel estado-ocupación del BLS sobre el empleo y los salarios. Esta aproximación la llevaron a cabo con datos de O*NET desde enero de 2010, para observar las ocupaciones antes de que se registrara cualquier impacto de la IA en la EFT.

5.3 Medida de exposición de las ocupaciones a cualquier tecnología, de Webb (2020).

Este método consiste en superponer el texto de las descripciones de tareas laborales de la base de datos de O*NET, y el texto de las patentes suministrado por *Google Patents Public Data*, un servicio que permite acceder gratuitamente a datos de patentes para análisis estadístico. Esta superposición se realiza con la finalidad de crear una medida de la exposición de los empleos a los robots, software e IA.

El procedimiento para la estimación de este método es el siguiente:

a) Analizar el texto de las patentes seleccionadas para encontrar lo que los robots, software o IA son capaces de realizar, para así determinar la exposición de las ocupaciones a estas tecnologías y luego poder cuantificar en qué forma cada labor en la economía involucra llevar a cabo tareas parecidas.

b) Escoger el conjunto de patentes correspondientes a una tecnología específica (robots, software o inteligencia artificial) extrayendo todos los títulos de *Google Patents Public Data*, para

a partir de esto, extraer todos los pares verbo-sustantivo. Así, se puede proseguir a calcular con qué frecuencia cada par o similares a este se presenta en la lista de todos los pares.

c) Extraer todos los pares verbo-sustantivo basándose en la descripción de cada tarea de la base de datos de O*NET y asignarles la frecuencia relativa de los pares similares encontrados en los títulos de las patentes seleccionadas anteriormente.

d) Agrupar los sustantivos de cada par seleccionado en categorías conceptuales usando la jerarquía de conceptos que agrupa sustantivos de la base de datos de WordNet.

e) Calcular un promedio de todos los pares verbo-sustantivo derivados de las descripciones de tareas de cada ocupación de O*NET y ponderarlas por la importancia de cada tarea para la ocupación. De esta manera se obtiene un único puntaje general de exposición para una ocupación determinada.

5.4 Medida de exposición de la industria a la IA (AIIIE)

El método AIIIE, planteado por Felten, Raj y Seamans (2021), permite identificar las industrias que tienen una mayor exposición a la IA, basándose en la actualización presentada en el mismo trabajo de la medida AIOI de Felten et al (2019), y que se renombró como medida de exposición ocupacional a la IA (AIOE), la cual conecta diez aplicaciones de la IA dadas por EFF con 52 habilidades ocupacionales de O*NET.

Este método se estima a través de ponderar el promedio de la AIOE utilizando el empleo industrial basado en la clasificación NAICS de cuatro dígitos (*North American Industry Classification System*), la cual es un estándar empleado por las agencias de estadísticas estadounidenses para clasificar las empresas y realizar análisis de datos relacionados con la economía empresarial. Los datos de la clasificación los tomaron desde el 2019, ya que eran la información más reciente al momento del desarrollo del nuevo método.

5.5 Medida AIOI extendida a los países de la OCDE, de Georgieff y Hye (2021)

El método consiste en una medición del impacto de la IA sobre las ocupaciones de los países de la OCDE. El indicador adapta la medida AIOI de Felten et al. (2019) vinculándola a 23 países de la OCDE a través de la información proporcionada por la Encuesta de Habilidades de Adultos (PIAAC), la cual es un programa que evalúa las habilidades de adultos relacionadas con el procesamiento de información. Este método difiere del de Felten et al. (2019) únicamente en que está basado en datos del PIAAC para tomar en cuenta la heterogeneidad de la información que tienen las tareas que necesitan para realizar una ocupación.

Los pasos para realizar este método son los siguientes:

a) Conectar el avance en nueve aplicaciones de IA de la EFF con las 52 habilidades ocupacionales de O*NET.

b) Vincular solo las 35 habilidades de la base de datos de O*NET que se relacionan con por lo menos con una tarea de PIAAC.

c) Realizar pruebas de robustez en las que se asume que la importancia y prevalencia de las habilidades son las mismas en Estados Unidos que en los demás países de la OCDE.

d) Definir el cálculo del indicador de impacto de la IA sobre las ocupaciones a nivel de celda ocupación-país y no a nivel de ocupación como en Felten et al. (2019).

e) Conectar las nueve aplicaciones de la IA con la vinculación hecha entre las habilidades de la O*NET y las tareas del PIAAC, para así relacionarlas con las ocupaciones.

5.6 Medida de exposición ocupacional a la IA ajustada por complementariedad (C-AIOE)

El método C- AIOE, planteado por Pizzinelli, Panton, Tavares y Cazzaniga (2023), permite estimar el efecto de la exposición de las diversas ocupaciones a la IA teniendo en cuenta la complementariedad o sustituibilidad que esta podría presentar. Este indicador ajusta el de Felten

et al. (2021) al agregar una medida de cómo podría la IA complementar o sustituir la labor humana en dos economías avanzadas y cuatro economías emergentes.

En este método se utilizan dos secciones de la O*NET no utilizadas en el trabajo de Felten et al. (2021) como lo son contextos de trabajo, los cuales son los elementos físicos y sociales que impactan en la forma del trabajo y las zonas de trabajo, las cuales son conjuntos de ocupaciones definidas por presentar similitudes en los niveles de educación, experiencia y capacitación indispensable para el desarrollo de un trabajo.

Los pasos para calcular esta medida de complementariedad se describen a continuación:

a) Seleccionar los 11 contextos más importantes de entre los 57 contextos de trabajo de O*NET como fuente de datos para crear la medida de complementariedad de la IA, para luego agregarlos en 5 grupos basándose en la agrupación establecida por la O*NET.

b) Invertir el puntaje de automatización para exponer el hecho de que las ocupaciones más expuestas a la IA presentan más posibilidad de ser sustituidas a medida que esta sigue avanzando.

c) Multiplicar las zonas de trabajo de O*NET ordenadas con valores de 1 a 5 por 20 para volverlas valores de 20 a 100.

d) Adecuarse a la metodología de Felten et al. (2021) convirtiendo la clasificación de las ocupaciones de O*NET a la *Standard Occupational Classification (SOC)* 2010 de Estados Unidos. Esto con la finalidad de que se puedan comparar de manera coherente los dos conjuntos de datos

e) Unir los 11 contextos de trabajo y las zonas de trabajo en 6 componentes: comunicación, responsabilidad, condiciones físicas, criticidad, rutina y habilidades.

f) Calcular el puntaje para cada componente mediante la media aritmética de los puntajes de cada contexto.

g) Ajustar un valor mínimo de la medida de complementariedad en todas las ocupaciones para facilitar una interpretación como la medida AIOE sin ajustar.

h) Estimar la medida de complementariedad tomando la media aritmética de los seis componentes y dividirla por 100 para que esté en el intervalo entre 0 y 1.

5.7 Medida de exposición a la IA regional (AIRE)

El método AIRE, propuesto por Guarascio, Reljic y Stöllinger (2023), permite estimar la exposición de las regiones europeas a la IA, ajustando la metodología de Felten et al. (2021) asumiendo que las habilidades relacionadas con la IA en las ocupaciones de los Estados Unidos son similares a las de Europa. Este supuesto se realiza mediante el mapeo del indicador AIOE presente en las ocupaciones de 6 dígitos de la SOC convirtiéndolo en la Clasificación Internacional Estándar de Ocupaciones (ISCO-8) de cuatro dígitos, la cual es una herramienta para organizar las ocupaciones en grupos de acuerdo con las tareas y deberes que se realizan en cada ocupación. A su vez, se colapsa la ISCO-8 a nivel de tres dígitos utilizando datos de la Nomenclatura Común de Unidades Territoriales Estadísticas (NUTS-2) de 2 dígitos, el cual es un sistema para dividir el territorio económico europeo de manera jerárquica con fines estadísticos.

El procedimiento de medición del método es el siguiente:

a) Recodificar las regiones europeas que cambiaron el nombre de NUTS y agregar regiones NUTS-2 a la muestra de este estudio. Esto se realizó debido a que la clasificación NUTS-2 había presentado cambios en algunos países europeos.

b) Vincular la medida AIOE de Felten et al. (2021) convirtiéndola a los lineamientos de la ISCO colapsada a nivel de 3 dígitos, estimando la media de la exposición entre las ocupaciones.

c) Combinar la exposición de las ocupaciones a la inteligencia artificial (AIOE) de Felten et al. (2021) con la forma en cómo la ISCO de tres dígitos distribuye a los empleados de las regiones de la Encuesta de Fuerza Laboral de la Unión Europea (EU LFS).

5.8 Medida del impacto ocupacional de la IA basada en tareas, habilidades cognitivas y

benchmarks de IA

Este método propuesto por Tolan, Pesole, Martínez, Fernández, Hernández y Gómez (2020), consiste en una estimación del impacto de la IA sobre las ocupaciones a través de vincular tareas con habilidades cognitivas y estas últimas con indicadores (*benchmarks*) que miden el rendimiento de datos de acceso abierto de plataformas en línea donde los investigadores presentan sus avances en diferentes campos de la IA.

Para la información de *benchmarks* de IA se emplearon datos de recursos abiertos, así como de *Papers with Code*, el cual es el más grande repositorio gratuito de resultados referentes a la IA. Asimismo, para la información sobre las tareas se utilizó el marco de Fernández y Bisello (2017), el cual combinó datos del PIAAC, de la base de datos de O*NET y de la Encuesta Europea de Condiciones de Trabajo (EWCS).

La estimación se realiza de la siguiente manera:

a) Clasificar las ocupaciones de las bases de datos de PIAAC, O*NET y EWCS de acuerdo con la Clasificación Internacional Estándar de Ocupaciones de tres dígitos (ISCO-3).

b) Vincular las tareas y las habilidades cognitivas a través de una tabla cruzada en donde, mediante un ejercicio de anotación, se coloca 1 en una celda si una habilidad es estrictamente necesaria para realizar la tarea correspondiente.

c) Seguir la metodología Delphi de Dalkey y Helmer (1963) y repetir el proceso de anotaciones para aumentar su robustez.

d) Ajustar la asignación de cada habilidad a las tareas según la intensidad de la tarea correspondiente. Esto se realiza con la finalidad de cada asignación tenga menos sensibilidad a asignaciones atípicas y se pueda obtener la medida de intensidad de la tarea ocupacional en las habilidades que se asignaron a las tareas en cada ocupación.

e) Vincular las 14 habilidades cognitivas a los datos de los *benchmarks* de IA. Para esto, se contempla la relación de cada *benchmark* de IA con cada habilidad cognitiva mediante una tabla cruzada en donde se coloca 1 en una matriz de correspondencia si una habilidad es estrictamente necesaria para resolver el *benchmark* correspondiente.

f) Crear índices de tarea-habilidad al promediar cada subcategoría de tarea y luego sumar todos los índices relacionados a una misma habilidad para una determinada ocupación. Esto se hace con la finalidad de considerar la cantidad de tareas que son asignadas a una habilidad cognitiva.

g) Relacionar los puntajes de intensidad de las habilidades cognitivas para cada ocupación y transformarlos para que al sumar todos los puntajes de cada ocupación sea igual a 1. Esto se realiza con el propósito de crear un puntaje general de impacto de la IA que diferencie entre las distintas ocupaciones.

h) Combinar todos los *benchmarks* de IA con los datos de las ocupaciones empleando las habilidades cognitivas como enlace, para así multiplicar los puntajes relativos de impacto de IA sobre las habilidades con la intensidad de la IA en las habilidades estudiadas y luego sumar los productos correspondientes a cada ocupación.

6. Revisión bibliográfica

La IA ha venido reconfigurando la estructura laboral a lo largo de los años, generando dudas acerca de si esta va a llegar a reemplazar la mano de obra en algún momento. El avance tecnológico trae consigo efectos tanto positivos como negativos para el mercado laboral y la economía mundial.

La IA tiene el potencial de automatizar gran cantidad de tareas, representando reducción en los puestos de trabajo en sectores ampliamente expuestos por esta. No obstante, la IA puede complementar el trabajo humano logrando aumentar la productividad y creando nuevas oportunidades laborales (Lane y Saint-Martin, 2021). A nivel empresarial López y Peña (2023) argumentan que el uso de la IA en las empresas mejora la capacidad de toma de decisiones, ahorra tiempo y dinero automatizando los procesos repetitivos, reduciendo costos, haciendo análisis predictivos, detectando fraudes, entre otros. Un claro ejemplo es que, mientras un empleado requiere de salario, prestaciones y descansos, el capital tecnológico trabaja sin incurrir en ninguno de esos costos. Este cambio tecnológico implica que la demanda de personal especializado para cumplir con las tareas donde la IA tenga limitaciones, esto refleja nuevas oportunidades para la formación del personal.

Por otra parte, según Corvalán (2019), el avance de la IA ha impactado en el mercado laboral con la creación de nuevos tipos de trabajo y la modificación de los existentes. Este nuevo tipo de trabajos requieren habilidades digitales, técnicas, cognitivas, además de habilidades socioemocionales las cuales la tecnología no es capaz de realizar; de igual forma, los trabajos en los que la IA sirve como complemento han ido en aumento facilitando la realización de las tareas. Sestino y De Mauro (2021) señalan que la IA es utilizada cada vez más en diversas áreas, desde la toma de decisiones hasta la automatización de procesos. Esta nueva tecnología ha ganado terreno

drásticamente en el mercado generando tanto desafíos como oportunidades para las organizaciones.

Los efectos provocados en el ámbito laboral no son aún claros en la literatura económica, ya que es un fenómeno relativamente reciente. No obstante, hay una tendencia a afectar los trabajos que requieren altas capacidades cognitivas. Felten et al. (2019) emplearon su propio índice de exposición de las ocupaciones a la inteligencia artificial (AIOI) para analizar los efectos sobre el empleo y los salarios de las ocupaciones de Estados Unidos entre los años 2010 a 2016, en donde se encuentra que hay un impacto positivo de la IA en los salarios de las ocupaciones con alto nivel de habilidades de software, lo que sugiere que hay presencia del efecto complementario en las tareas de estas ocupaciones, pero no existe relación con los salarios de las ocupaciones con menor nivel de educación. Además, en términos de crecimiento del empleo no se encontró una relación estadísticamente significativa.

Guarascio et al. (2023) encuentran evidencia suficiente para afirmar que las regiones europeas con mayor exposición a la IA experimentan crecimiento en el empleo que en comparación de las regiones menos expuestas. para analizar el impacto de la IA en el mercado laboral europeo por regiones. Estos autores analizan las dinámicas del empleo en 202 regiones europeas de 23 países de 2011 a 2018 y emplean su propio índice (AIRE) en cual se incluye la presencia de robots en la industria.

Pizzinelli et al. (2023), comparan el impacto de la IA en economías avanzada (Estados Unidos y Reino Unido) y en mercados emergentes (Brasil, Colombia, India y Sudáfrica) en los últimos años disponibles de las encuestas de fuerza laboral de cada país, empleando el índice de Felten et al (2019) ajustado para capturar el potencial de complementariedad de la IA en las ocupaciones. Esta comparación permite afirmar que las economías avanzadas están altamente

expuestas a la IA en comparación con los mercados emergentes, pero esta alta exposición es debida a su alta complementariedad. A nivel demográfico, concluyen que las mujeres son las más afectadas negativamente en el empleo por la IA ya que la mayoría se desempeña en el sector de servicios, fácilmente sustituibles por IA, mientras que los trabajadores con altos niveles de educación experimentan el efecto complemento donde, si bien están altamente expuestos, el efecto sobre su salario es positivo, incrementando la productividad en las tareas.

Muro, Whiton y Maxim (2019) midieron el impacto de la IA en el empleo de Estados Unidos en el 2017 por medio del índice de patentes propuesto por Webb (2020). Los autores plantean que la IA impulsa la tendencia de desigualdad salarial, donde solo los más especializados son recompensados, es decir, que las ocupaciones mejor remuneradas y de corte analítico o de supervisión, como analistas de mercado, gerentes de ventas, programadores e ingenieros, son las más expuestas a la inteligencia artificial generando aumentos salariales y crecimiento en la demanda de trabajadores. Mientras, ocupaciones con salarios más bajos y tareas repetitivas son menos susceptibles a los cambios provocados por aplicaciones de IA. En términos demográficos, los más expuestos son los hombres de mediana edad de origen blanco y asiático, mientras que las mujeres y los trabajadores de minorías étnicas pueden estar relativamente protegidos debido a sus roles ocupacionales.

Georgieff et al. (2021) analizaron la relación entre la exposición a la inteligencia artificial y el empleo en 23 países de la OCDE en el periodo comprendido de 2012 a 2019, utilizando el índice de exposición de Felten et al. (2018; 2019) y el índice de Webb (2020), el cual mide la exposición a software y robots industriales. El estudio llega a la misma conclusión de otros autores, en cuanto a que no hay una relación clara entre la exposición a la IA y el crecimiento del empleo y en las únicas ocupaciones donde se afecta el empleo de forma significativa es en las que se

requieren habilidades técnicas en el uso de computadoras, haciendo que aumenten las ofertas de trabajo. Sin embargo, el índice de Webb (2020) sugiere que existe una relación positiva entre el crecimiento del empleo y la exposición a la IA y que un aumento de la exposición disminuye las horas de trabajo semanales.

Acemoglu, Autor, Hazell y Restrepo (2021) se enfocan en el estudio del impacto de la IA por medio de la publicación de vacantes en línea en Estados Unidos de 2010 al 2018, excluyendo las empresas de servicios profesionales y empresariales de tecnologías de la información. Estos autores basaron su análisis en los índices de Felten, Raj, y Seamans (2018,2019) Webb (2020) y de Brynjolfsson, Mitchell y Rock (2018, 2019) conocido como *Suitability for machine learning* (SML), el cual evalúa si las ocupaciones son adecuadas para el uso del aprendizaje automático. Entre sus resultados, observan que hay un crecimiento considerable de las vacantes relacionadas con IA; las empresas demandan nuevas habilidades relacionadas con IA, dejando de requerir habilidades antiguas. Aunque la adopción de la IA representa una reducción en el empleo, en general es poco detectable. Sin embargo, el efecto es aún poco significativo debido a que las tecnologías de IA aún están en desarrollo y su implementación es aún limitada.

Según Bordot (2022), la introducción de nuevas tecnologías genera una mayor tasa de desempleo general. Esta afirmación la hizo con base en al análisis del impacto de la IA y los robots en 33 países de la OCDE en 2005- 2017 por medio del índice de Webb (2020), concluyendo que la tasa de desempleo aumenta cuando la inversión en robots y patentes de IA aumenta. Este efecto se observa en todos los niveles de educación, en especial para los trabajadores con educación secundaria. Por otro lado, el efecto es menos claro para los niveles más altos de educación, se puede decir que son los menos afectados por la automatización del trabajo. Webb (2020), por su parte, relaciona las descripciones de las ocupaciones y la información sobre patentes de

inteligencia artificial. Usando datos de Estados Unidos entre los años 2008 a 2019, este autor determinó que las ocupaciones altamente expuestas a la IA son las que tienen mayor nivel educativo, lo cual puede generar demanda de nuevas habilidades de trabajo y obsolescencia de ciertas tareas, lo cual genera una reducción en el empleo en áreas específicas.

La revisión bibliográfica recopila los diferentes enfoques y resultados relacionados con el impacto de la inteligencia artificial en el mercado laboral. Las investigaciones presentadas revelan diferentes impactos tanto positivos como negativos, si bien la IA puede complementar el trabajo humano y de esta forma aumentar la productividad, también puede llegar a realizar las tareas de ciertas ocupaciones lo cual deja obsoletas las habilidades de ocupaciones que desempeñen tareas rutinarias y repetitivas. Por el momento, los posibles efectos no son significativos debido a que es un fenómeno reciente que está en plena maduración, por lo que aún existe un gran campo de posibilidades por explorar.

7. Metodología

Para el análisis del nivel de exposición a la IA de las ocupaciones de los grupos primarios del CUOC en general y por departamento en Colombia según la caracterización de los ocupados, este estudio hará uso de la información proveniente de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH) para el año 2023, y de la data sobre exposición de las ocupaciones a la IA desarrollada en el trabajo de Webb (2020), en el que clasifica las ocupaciones de acuerdo con la Clasificación Estándar de ocupaciones (SOC) de seis dígitos y les asigna un puntaje de exposición a la IA. Según se explicó anteriormente, los valores asignados por Webb (2020) a cada ocupación resultan de la comparación de las tareas que se necesitan realizar en cada ocupación y las patentes relacionadas

disponibles. Cabe aclarar que los puntajes presentados en este trabajo no tienen un significado *per se* y deben tomarse como un ranking de ocupaciones según exposición a la IA. La razón por la cual se recurre al índice de Webb (2020) en particular, se explica por la disponibilidad de los valores completos del índice y su facilidad para adaptarse a las categorías de ocupación de CUOC.

En primer lugar, con la ayuda de la IA se homologaron las ocupaciones de la SOC empleado en el índice de Webb con aquellas iguales o similares a las de los grupos primarios del CUOC de cuatro dígitos disponibles en la GEIH 2023. De esta manera, a cada ocupación del CUOC enlazada con una del SOC le fue asignado un puntaje de exposición a la IA. Finalmente, se depuraron aquellos datos de personas que no estuvieran ocupadas tanto formal como informalmente; de este modo, se generó una base de datos de trabajadores en ocupaciones empalmadas a las de Webb (2020) y con un puntaje de exposición a la IA asignado.

A partir de este proceso, se realizó una caracterización de la muestra de ocupados en general y dentro de los grandes grupos del CUOC a partir de un análisis descriptivo básico de las variables de interés del estudio tales como sexo, formalidad, nivel educativo e ingresos. Igualmente, se procede a calcular el puntaje promedio de exposición por cada gran grupo de ocupación como sigue:

$$PuntajeIA_{grupoCUOC} = \sum_{i=1}^n (Porcentaje_{i,grupo} * Puntaje_i) \quad (1)$$

donde:

- $PuntajeIA_{grupoCUOC}$ es el índice de exposición de un gran grupo del CUOC a la IA a nivel nacional.
- $Porcentaje_{i,grupo}$ es el porcentaje que representa cada ocupación i dentro del correspondiente gran grupo a nivel nacional.

- $Puntaje_i$ es el puntaje de exposición a la IA de cada ocupación.
- n es el número total de ocupaciones en el grupo.

Este índice se analiza tanto a nivel general como por grupo de trabajadores según variables sociodemográficas. Seguidamente, se calculó el nivel de exposición a la IA de cada departamento; para ello se calculó un promedio ponderado del puntaje de exposición de cada ocupación a la IA multiplicada por su porcentaje de participación en el total de ocupados del departamento (ver ecuación 2).

$$PuntajeIA_{Dpto} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{P_i}{100} * Puntaje_i \right) \quad (2)$$

donde:

$PuntajeIA_{Dpto}$ es el nivel de exposición a la IA para cada departamento.

$\frac{P_i}{100}$ es el porcentaje de participación de la ocupación i en el total de ocupados dentro del departamento.

$Puntaje_i$ es el puntaje de exposición de la ocupación i a la IA.

n es el número total de ocupaciones dentro del departamento.

Finalmente, se calculó la exposición departamental a la IA de cada gran grupo del CUOC mediante un promedio ponderado, basándose en el cálculo anteriormente realizado para los grandes grupos a nivel nacional (ver ecuación 1), se sumó la exposición de las ocupaciones para cada grupo multiplicada por su porcentaje de participación dentro de ese grupo en cada departamento. Para el cálculo estadístico se recurre al software Stata 15.1. La descripción del comportamiento del índice de exposición a nivel regional se lleva a cabo a través de mapas generados a partir de Excel.

8. Resultados

8.1 Descripción de la muestra

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH) 2023, precisamente el componente de “Ocupados”. Esta base contiene las características generales de las personas que cuentan con un empleo, integrando factores relevantes para el estudio como el nivel educativo, ingresos y profesiones según el Clasificador Único de ocupaciones (CUOC). La tabla 1 describe el comportamiento de las principales variables que caracterizan la muestra.

Tabla 1.

Caracterización general de la muestra

Variable	Categoría	Hombre	Mujer	Total
Formalidad (%)	Formal	29,4	17,3	46,7
	Informal	28,2	25,1	53,3
Nivel educativo (%)	Básica	20,3	10,9	31,3
	Media	19,4	14,1	33,5
	Técnica	6,0	7,3	13,3
	Superior	10,1	11,9	22,0
Ingreso laboral (%)	< 1 SMLMV	36,0	29,3	65,4
	1 - 2 SMLMV	11,9	8,0	19,9
	2 - 4 SMLMV	4,3	3,9	8,2
	4 + SMLMV	3,5	3,0	6,5
Edad (años)	Media	42,0	41,5	41,8
	Des. estándar	14,5	13,2	13,9
Salario (\$)	Media	1.567.547	1.400.632	1.494.247

	Mediana	1.160.000	1.160.000	1.160.000
Total		55,8	44,2	100,0

Nota. Elaboración propia con datos del DANE

La muestra cuenta con 357.083 individuos ocupados con mayor participación masculina siendo el 55,8% y el 44,2% mujeres. La proporción de empleo informal es mayor (53,3%) que la del empleo formal (46,7%) lo que indica una ligera predominancia del primero. En términos de nivel educativo, el 64,8% de los ocupados tiene a lo sumo educación media, de los cuales la mayoría son hombres. Las personas con educación técnica representan un 13,3% de la muestra, siendo la mayoría mujeres, al igual que ocurre a nivel de educación universitaria, con el 22,0% de los individuos, lo que refleja una progresión ascendente en los niveles educativos más altos.

En cuanto a los ingresos laborales, el 65,4% de los ocupados recibe un ingreso inferior a un salario mínimo legal mensual vigente (SMLMV) más del 80% de los trabajadores reciben a lo sumo dos SMLMV, poniendo en evidencia la precariedad de los salarios. La edad promedio de la muestra es de 41,8 años, con una desviación estándar de 13,9 años, lo cual indica que sigue siendo aún una población relativamente joven. Finalmente, el salario promedio se sitúa en 1.494.247 COP, mientras que la mediana salarial es de 1.160.000 COP, que viene siendo un salario mínimo para el año 2023.

El estudio se centra en analizar la estructura laboral según categoría de ocupaciones, es necesario comprender a qué se refieren estas categorías. El DANE clasifica las ocupaciones con base en el Clasificador Único de Ocupaciones (CUOC), el cual incluye 10 grandes grupos de actividad:

0. Fuerzas militares: Miembros de las fuerzas armadas, defensa nacional y seguridad. Para propósitos del estudio no se considera este grupo.

1. Directores y gerentes: Ocupaciones de liderazgo en organizaciones, responsables de planificación y control de actividades como gerentes generales, directores y altos ejecutivos.
2. Profesionales, científicos e intelectuales: Personas con alto nivel de educación y especialización, doctores, profesores, científicos.
3. Técnicos y profesionales del nivel medio: Profesionales con formación técnica en áreas como la salud, la ingeniería y la tecnología.
4. Personal de apoyo administrativo: Empleados de soporte en tareas administrativas y de oficina tales como secretarios, asistentes, recursos humanos, etc.
5. Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados: Individuos que se dedican a la atención al cliente, ventas y servicios en diversos entornos, como tiendas, restaurantes y otros establecimientos comerciales.
6. Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios forestales y pesqueros: abarca tanto a los productores como a los trabajadores que realizan tareas especializadas en producción agrícola, silvicultura y pesca
7. Oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados: Trabajadores que realizan tareas manuales y técnicas, incluyendo a artesanos, mecánicos, electricistas y otros oficios que requieren habilidades prácticas y técnicas
8. Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores: Trabajadores que operan maquinaria y equipos, así como por los ensambladores de productos, desempeñando un papel crucial en la industria y la manufactura

9. Ocupaciones elementales: Trabajadores que realizan tareas simples y rutinarias, que generalmente requieren poca capacitación, como limpiadores, mensajeros y otros empleos de bajo nivel de calificación.

La distribución de los trabajadores en los diferentes grupos de ocupación se muestra en la Tabla 2. Los grupos CUOC que mayor proporción de trabajadores emplean son los de servicios, vendedores de comercio y mercados (23,9%), dentro del cual destaca la ocupación de los vendedores y auxiliares de venta en tiendas, almacenes y afines con 7,2% del total de ocupados de la muestra. Le siguen en importancia las ocupaciones elementales (22,8%), dentro del cual resaltan el personal de servicio doméstico (4,8%) y los obreros y peones de explotaciones agrícolas (3,7% total de la muestra). Por el contrario, los grupos que menos trabajadores ocupan son los referentes a trabajos agrícolas (2,9%) y los directores y gerentes (6,4%).

Asimismo, en lo referente a la participación desagregada por sexo en los grupos primarios del CUOC, se destaca que las mujeres se concentran principalmente en los trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados con el 32,8%, duplicando el porcentaje de los hombres, esto indica que las mujeres se concentran principalmente en ocupaciones que requieren habilidades de atención al cliente. Además se denotan diferencias considerables en el porcentaje de participación entre los dos sexos en los grupos de los oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados y los operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores, en donde los hombres presentan una mucha mayor participación que las mujeres, lo que indica que estos tienden a concentrarse en ocupaciones que requieren más habilidades técnicas y de actividades de precisión relacionadas con trabajo con herramientas y maquinaria pesada.

Tabla 2.

Descripción de la muestra por grupo del CUOC

Grupo CUOC	Sexo (%)			Edad (años)		
	Hombre	Mujer	Total	Hombre	Mujer	Total
Directores y gerentes	6,3	6,6	6,4	45,7	42,8	44,4
Profesionales, científicos e intelectuales	9,5	14,4	11,7	42,2	40,5	41,3
Técnicos y profesionales de nivel medio	6,9	7,6	7,2	40,6	39,5	40,1
Personal de apoyo administrativo	4,4	8,6	6,2	35,8	35,7	35,7
Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	16,8	32,8	23,9	40,2	38,6	39,3
Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	4,4	0,9	2,9	48,4	45,3	48,0
Oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados	14,8	4,5	10,2	42,8	46,8	43,6
Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	14,2	1,8	8,7	41,6	40,6	41,5
Ocupaciones elementales	22,7	22,8	22,8	40,5	43,3	41,8
Total	100,0	100,0	100,0	-	-	-

Nota. Elaboración propia con datos del DANE

En cuanto a la edad, el grupo referido a agricultores y trabajadores calificados agropecuarios es el de mayor edad promedio, con 48 años. Esto sugiere una población más envejecida en este sector, integrado principalmente por población rural, lo que puede atribuirse a que la migración de población joven a las ciudades por la falta de oportunidades en el campo. Le sigue el grupo de los directores y gerentes, con aproximadamente 44 años. Los promedios más bajos se encuentran en el personal de apoyo administrativo (35,7 años) y el de los trabajadores de servicios y vendedores (39,3 años). Asimismo, no se observan diferencias considerables entre los dos sexos, siendo los hombres los de mayor promedio de edad en la mayoría de los grupos.

Para el caso de Colombia es indispensable analizar cómo se distribuye la formalidad ahora por cada grupo del CUOC para tener una visión general de la estabilidad laboral (ver tabla 3). Como es de esperarse, los mayores niveles de formalidad están en los trabajadores administrativos (92,1%) debido a los requerimientos propios de sus ocupaciones, seguido de los profesionales, científicos e intelectuales (81,2%), los directores y gerentes (76,3%). De igual manera, los mayores niveles de informalidad se encuentran en el grupo de los agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros (86,0%), seguida de las ocupaciones elementales (69,2%), lo que sugiere que las ocupaciones que requieren menos especialización tienden a concentrarse en el sector informal. Por su parte, los trabajadores de servicios y comerciantes se distribuyen más uniformemente entre el sector informal (44,0%) y el formal (56,0%).

Tabla 3.

Formalidad por grupo del CUOC (%)

Grupo CUOC	Informal	Formal
Directores y gerentes	23,7	76,3
Profesionales, científicos e intelectuales	18,8	81,2
Técnicos y profesionales de nivel medio	32,3	67,7
Personal de apoyo administrativo	7,9	92,1
Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	44,0	56,0
Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	86,0	14,0
Oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados	64,2	35,8
Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	63,9	36,1
Ocupaciones elementales	69,2	30,8

Nota. Elaboración propia con datos del DANE

En lo referente al nivel de educación, los grupos que requieren alta formación son el de los profesionales, científicos e intelectuales (89,2% tienen nivel superior) y el de directores y gerentes (48,3%). El grupo de técnicos y profesionales de nivel medio exhibe una distribución muy equilibrada, con 33,7% con estudios superiores, 28,5% con formación técnica y un 26,2% con educación media. Los operadores de instalaciones y maquinarias, así como los oficiales, operarios,

artesanos y oficios se caracterizan por ser los que mayor nivel de educación media tienen, con 49,2% y 39,4%, respectivamente. Sin embargo, estos grupos también están entre los que mayor proporción de trabajadores con apenas estudios básicos tienen (37,5% y 43,5%, respectivamente), luego de los agricultores (73,5%) y las ocupaciones elementales (56,6%). Lo anterior, puede estar relacionado con la precaria infraestructura educativa de las zonas rurales, lo cual dificulta la consecución de niveles de educación superiores a la básica (ver tabla 4).

Tabla 4.

Nivel educativo por grupo del CUOC (%)

Grupo CUOC	Nivel educativo (%)			
	Básica	Media	Técnica	Superior
Directores y gerentes	18,8	21,8	11,1	48,3
Profesionales, científicos e intelectuales	0,5	3,6	6,8	89,2
Técnicos y profesionales de nivel medio	11,5	26,2	28,5	33,7
Personal de apoyo administrativo	4,5	30,2	31,9	33,5
Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	25,9	45,1	19,0	10,1
Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	73,5	20,9	2,8	2,9
Oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados	43,5	39,4	12,4	4,8
Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	37,5	49,2	8,8	4,5
Ocupaciones elementales	56,6	36,1	5,0	2,4

Nota. Elaboración propia con datos del DANE

Tal como indicó en la tabla 1, el 64,8% de la población ocupada en Colombia presenta un nivel de educación básica o media. Esto explica el hecho de que la mayor parte de los ocupados se concentren en los grupos de trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados y las ocupaciones elementales, ya que la mayoría de las ocupaciones de estos grupos no demandan mano de obra especializada con cualificación técnica o superior.

Si observamos los salarios en función del nivel educativo vemos que los directores y gerentes son el grupo con la mediana de ingresos más alta, especialmente aquellos con educación superior, con un ingreso de \$3.000.000, mientras que los que tienen educación básica alcanzan una mediana de \$1.145.000. Este patrón indica una alta asociación entre el nivel educativo y la remuneración en este grupo de ocupaciones de alta responsabilidad. Para el grupo de profesionales, científicos e intelectuales también muestra ingresos relativamente más altos, con una mediana de \$3.000.000 para aquellos con educación superior y \$800.000 para quienes tienen solo educación básica. Nótese que los primeros 4 grupos del CUOC devengan un salario superior a los otros cuando se cuenta con educación superior, caso contrario del grupo de ocupaciones elementales en el cual un nivel alto en educación tiene menos salario que alguien con educación media. La tabla 5 comprueba que una gran parte de la muestra gana menos de un salario mínimo y esto se debe a que se concentran en los niveles de educación más bajo, aunque existen ocupaciones donde, sin importar la educación, el salario mediano no supera el salario mínimo, como es el caso de los agricultores, cuya mediana de ingreso es de 600.000 COP.

Tabla 5.

Mediana de ingresos laborales por nivel educativo por cada grupo del CUOC (\$)

Grupo CUOC	Nivel educativo				General
	Básica	Media	Técnica	Superior	

Directores y gerentes	1.145.000	1.400.000	1.500.000	3.000.000	2.000.000
Profesionales, científicos e intelectuales	800.000	1.160.000	1.400.000	3.000.000	2.600.000
Técnicos y profesionales de nivel medio	800.000	1.160.000	1.400.000	2.000.000	1.400.000
Personal de apoyo administrativo	1.160.000	1.160.000	1.300.000	1.560.000	1.300.000
Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	670.000	1.160.000	1.160.000	1.160.000	1.000.000
Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	600.000	800.000	1.000.000	1.160.000	600.000
Oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados	800.000	1.000.000	1.200.000	1.160.000	1.000.000
Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	990.000	1.160.000	1.160.000	1.160.000	1.100.000
Ocupaciones elementales	700.000	950.000	1.000.000	910.000	800.000

Nota. Elaboración propia con datos del DANE

8.2 Exposición a la IA

Habiendo entendido la estructura laboral de la muestra, se procede a estudiar el comportamiento del índice de exposición a la IA desarrollado por Webb (2020). Al respecto, cabe resaltar algunas limitaciones. En primer lugar, los índices de este tipo ya expuestos previamente, muestran el nivel de exposición a la IA de las diferentes ocupaciones con base en los países de referencia. Los niveles de exposición de esas mismas ocupaciones pueden no ajustarse a la situación de Colombia, pero sirven de referente para conocer hacia dónde se encaminan las ocupaciones dentro de cada grupo, tal como lo hicieron Pizzinelli et al. (2023) con base en Felten et al. (2019). En segundo lugar, debe tenerse presente que estos índices se limitan a mostrar el nivel de exposición de las ocupaciones, de menos a más, utilizando diferentes escalas. Su valor como tal no indica sino cuáles actividades están más expuestas que otras, independientemente de si se utilizan los valores de Webb (2020) o de Felten et al. (2019). Finalmente, el valor de los

índices no permite identificar si la exposición a la IA implica sustitución o complementariedad de las ocupaciones y es que, tanto ocupaciones que no ameritan alto nivel educativo, como la de los taxistas y aquellas que demandan formación especializada, como la de los médicos, pueden beneficiarse de la IA o ser reemplazados por ella. El análisis de la dirección del efecto de la IA amerita más información, lo cual escapa del alcance de este estudio.

Los niveles de exposición de las ocupaciones a la IA según grupo de ocupación CUOC se resumen en la tabla 5. Los agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros son el grupo más expuesto a la IA, lo que podría deberse a que varias ocupaciones de este grupo presentan habilidades que podrían ser fácilmente replicables por la IA. Un ejemplo de esto es la de los agricultores y trabajadores calificados de huertas, invernaderos, viveros y jardines, la cual podría ser reemplazada mediante el avance en la automatización de los sistemas de riego y de control de plagas que aumentaría la eficiencia y la productividad.

Tabla 6.

Exposición a nivel nacional por cada grupo del CUOC

Grupo CUOC	Índice de exposición promedio
Directores y gerentes	0,44
Profesionales, científicos e intelectuales	0,47
Técnicos y profesionales de nivel medio	0,45
Personal de apoyo administrativo	0,25
Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	0,23
Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	0,59
Oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados	0,34
Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores	0,29
Ocupaciones elementales	0,35

Nota. Elaboración propia con datos del DANE y el índice de exposición de Webb (2020)

Los siguientes grupos con más exposición a la IA son los profesiones y científicos e intelectuales, los técnicos y profesiones de nivel medio y los directores y gerentes, respectivamente. Aunque los puntajes generales de estos grupos no demuestran una gran exposición, si se puede observar que las ocupaciones que requieren un mayor nivel educativo tienden a estar más expuestas a la IA que otras que tienen niveles educativos más bajos. Entre las ocupaciones del CUOC más expuestas de estos grupos se encuentran los directores y gerentes de transporte y afines, con un puntaje de 1,0; los ingenieros mecánicos, navales y aeronáuticos, con 1,3; los operadores de incineradores, instalaciones de tratamiento de agua y desechos, con 1,4 y los oficiales maquinistas en navegación con una exposición a la IA de 1,9.

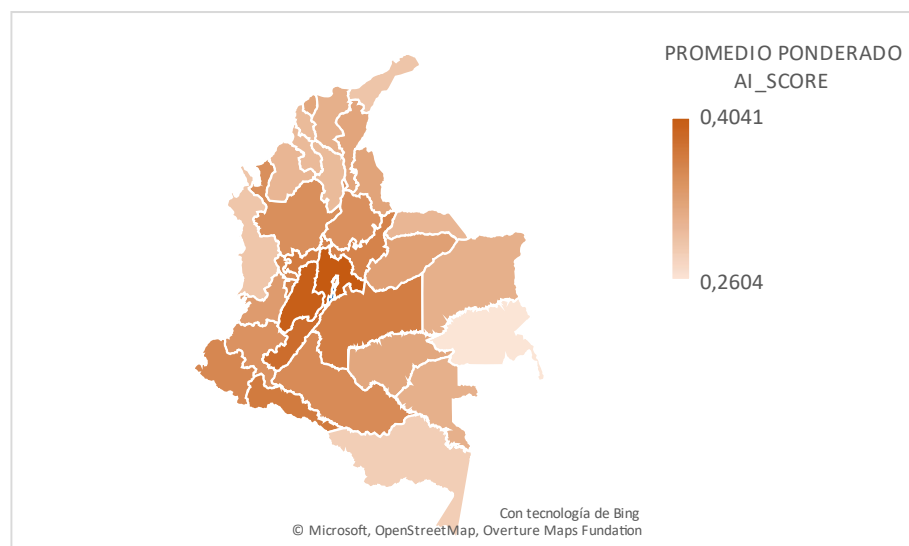
El grupo del CUOC con menor exposición son los trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados. Este grupo está conformado principalmente por ocupaciones relacionadas a las ventas; así mismo, es el grupo con mayor porcentaje de ocupados en Colombia, por lo que indica que gran parte de los ocupados tiene una exposición baja a la IA. Lo anterior se podría atribuir a las habilidades intrínsecas de estas ocupaciones tales como la capacidad de persuadir mediante el lenguaje verbal y corporal para convencer a las personas de comprar, habilidades que no son fácilmente replicables por los avances que ha presentado la IA. Seguidamente, el segundo grupo del CUOC con menor puntaje de exposición es el de personal de apoyo administrativo, conformado por ocupaciones relacionadas al funcionamiento administrativo de las organizaciones tales como la atención al cliente y tareas contables y financieras. El bajo puntaje de exposición de este grupo puede deberse a que muchas de sus ocupaciones necesitan de la interacción humana para su adecuado funcionamiento. Si bien la IA podría automatizar muchos procesos de estas ocupaciones, la capacidad de establecer relaciones interpersonales entre empleados y clientes es una habilidad fundamental que la IA todavía no puede replicar de manera

eficiente en el corto plazo, por lo que aún es pronto para conocer si estas ocupaciones pudieran ser automatizadas o complementadas por la IA en el futuro.

La Figura 3, muestra el índice de exposición general promedio de los departamentos a la IA; los índices de exposición más altos se concentran en la región andina, principalmente en los departamentos de Cundinamarca y Tolima, probablemente por la mayor concentración de actividad económica en la región Andina y la presencia de más ocupaciones con una alta exposición a la IA. Por otro lado, los departamentos con menor exposición son Guainía, Amazona y Chocó, esto se puede explicar debido a la relativamente menor actividad económica.

Figura 3.

Índice de exposición a la IA por departamento.



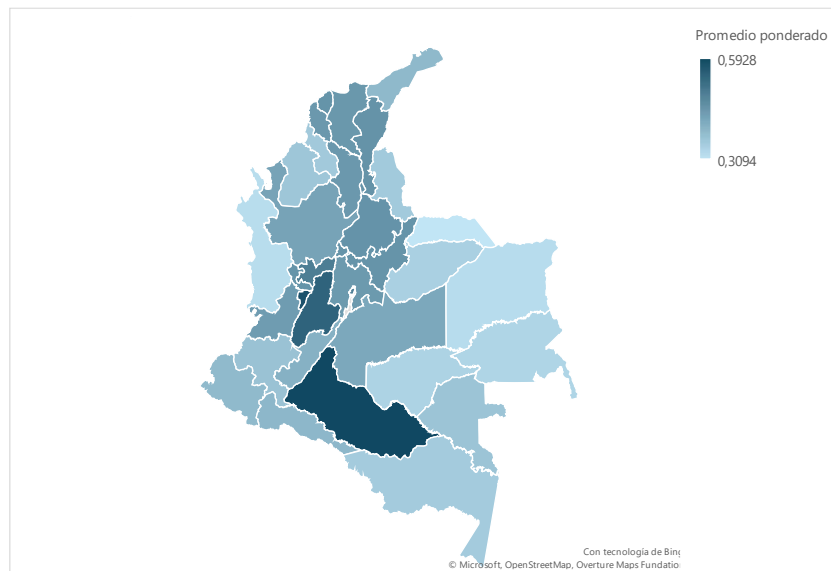
Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

El análisis de los niveles de exposición de cada ocupación a nivel departamental muestra también resultados interesantes que resaltan tanto la vocación de las diferentes regiones como la concentración de algunas ocupaciones más expuestas a la IA. En la Figura 4, se puede observar que los departamentos que tienen mayor exposición a la IA por el grupo de directores y gerentes

son aquellos de la región Andina y la región Caribe principalmente. El departamento que presenta la mayor exposición del grupo a la IA es el Caquetá, esta es una excepción a la tendencia del resto del país, ya que los directores y gerentes tienden a estar más expuestos en aquellos departamentos con mayor concentración de empresas. La explicación a este fenómeno se puede hallar en que la principal actividad económica del Caquetá es la ganadería, siendo la ocupación de directores y gerentes de producción agropecuaria y silvicultura la que mayor porcentaje del total de ocupados presenta con el 4,3%. Esta ocupación tiene un puntaje de exposición a la IA de 0,9, lo que podría explicar la exposición general del departamento de 0,6.

Figura 4.

Exposición departamental a la IA del grupo de directores y gerentes.



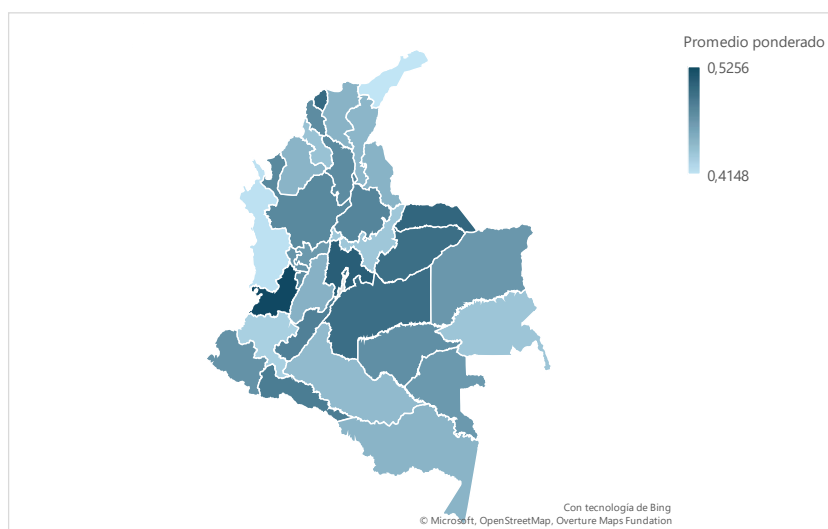
Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

En la Figura 5, se puede observar que los puntajes de exposición a la IA del grupo de profesionales, científicos e intelectuales no varía demasiado entre los diferentes departamentos, siendo los departamentos con mayor exposición el Valle del Cauca y Bogotá D.C., ambos con un puntaje de 0,5. En general, se observa una mayor exposición en los departamentos de la región

Andina, la región Orinoquía y algunos de región la Caribe. Este grupo del CUOC está estrechamente relacionado con el grupo de los directores y gerentes, debido a que sus ocupaciones requieren un nivel educativo superior y que los departamentos más expuestos a la IA son aquellos en donde se concentra la mayor cantidad de empresas.

Figura 5.

Exposición departamental a la IA del grupo de profesionales, científicos e intelectuales.



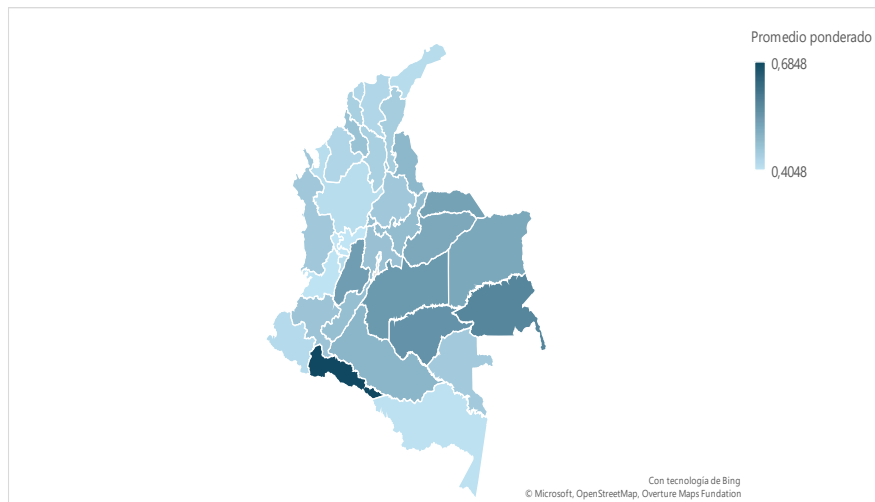
Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

En la Figura 6 muestra que, en cuanto al grupo de técnicos y profesionales de nivel medio, los departamentos más expuestos a la IA son los de las regiones Orinoquía y Amazonía. El departamento de Putumayo presenta la mayor exposición con un puntaje de 0,7, seguido de la Guainía y Guaviare con puntajes de 0,6 y 0,5 respectivamente. El puntaje de exposición de Putumayo se podría atribuir a que el 5,9% de los ocupados del departamento se concentran en la ocupación de supervisores de la construcción, maestros generales de obra, instalación y reparación, la cual tiene una exposición en el índice de 0,9. En el caso de los demás departamentos no se

presenta una gran variación en el puntaje de exposición a la IA, siendo los de la región Caribe los menos expuestos.

Figura 6.

Exposición departamental a la IA del grupo de técnicos y profesionales de nivel medio.

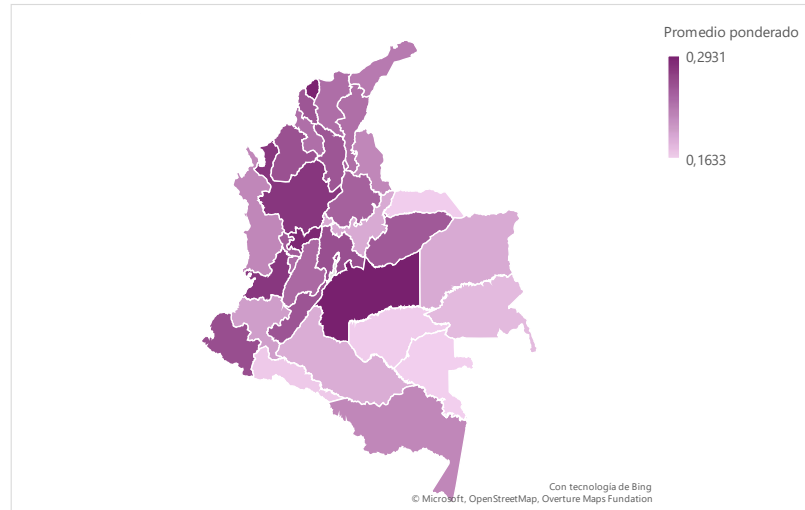


Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

El grupo del personal de apoyo tiene un promedio de exposición del 0,2 y los departamentos con mayor nivel de exposición son el Meta, Atlántico y Caldas. Si bien estos no son centros económicos con una alta concentración de trabajo en ese sector, su exposición puede atribuirse a que allí se encuentren ocupaciones específicas dentro del personal de apoyo administrativo con mayor exposición, tales como los codificadores de datos, correctores de pruebas de imprenta y afines (0,8) o los auxiliares de servicios estadísticos, financieros y de seguros (0,6). Estas ocupaciones tienen dentro de sus labores un alto potencial de automatización para optimizar sus trabajos. Por otro lado, se observa que los departamentos menos expuestos son Vaupés, Arauca y Guaviare, regiones que tienen trabajadores de apoyo administrativo con menor susceptibilidad a la automatización en sus respectivas ocupaciones (ver figura 7).

Figura 7.

Exposición departamental a la IA del grupo de personal de apoyo administrativo

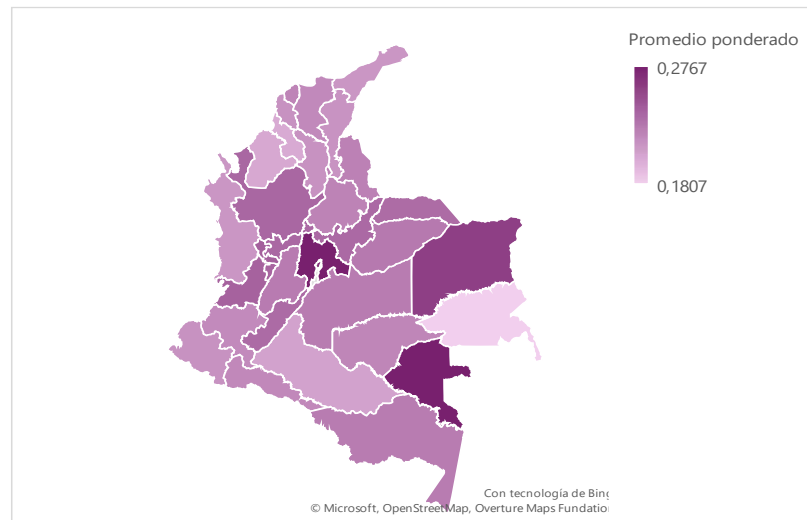


Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

Al igual que el grupo anterior, el grupo de trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados tiene un índice de exposición promedio considerablemente bajo (0,2), esto es debido a que las ocupaciones de este sector desempeñan labores limitadas para la IA. La Figura 8 muestra que los departamentos más expuestos son Cundinamarca, Vaupés y Bogotá D.C., siendo las profesiones con mayor índice en este grupo la de los bomberos (2,0), expendedores de combustible para vehículo (0,6) y los asistentes de maestros (0,5). Estas ocupaciones están particularmente expuestas debido a la incorporación de herramientas de IA que pueden optimizar ciertas tareas de apoyo, aunque en su mayoría requieren aún una importante intervención humana.

Figura 8.

Exposición departamental a la IA del grupo trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados.

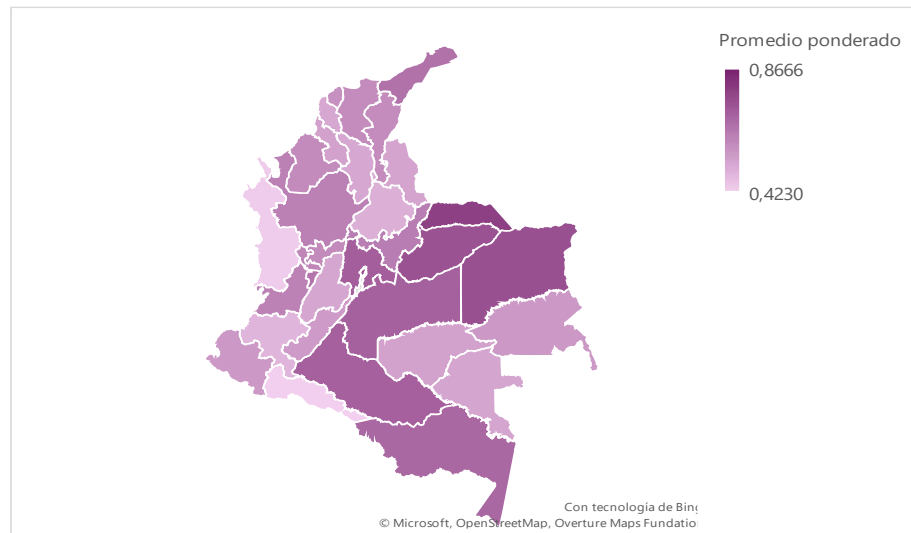


Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

En cuanto al grupo de agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros, los departamentos con mayor exposición a la IA son los de la región Orinoquía, dentro de los que destacan Arauca y Vichada con un puntaje de 0,8 y 0,7 respectivamente. Estos departamentos se destacan por la importancia de las actividades económicas desarrolladas por las ocupaciones de este grupo. Según el DANE, para el año 2023 el sector de la agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca representó el 9,7% del PIB de Colombia, siendo el cuarto componente más grande en términos de participación. Téngase presente que este es el grupo con el mayor promedio ponderado de exposición a la IA (0,5) en el país, lo que pone en evidencia su importancia en la economía del país y la posibilidad de modernizarlo. Lo anterior, da una visión de cómo se debe orientar la modernización del sector, una mayor incorporación de la IA puede aumentar la productividad y la eficiencia, lo cual es fundamental para mejorar la competitividad del sector, impulsando tanto el crecimiento económico como la sostenibilidad de las actividades desarrolladas (ver figura 9).

Figura 9.

Exposición departamental a la IA del grupo agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros.

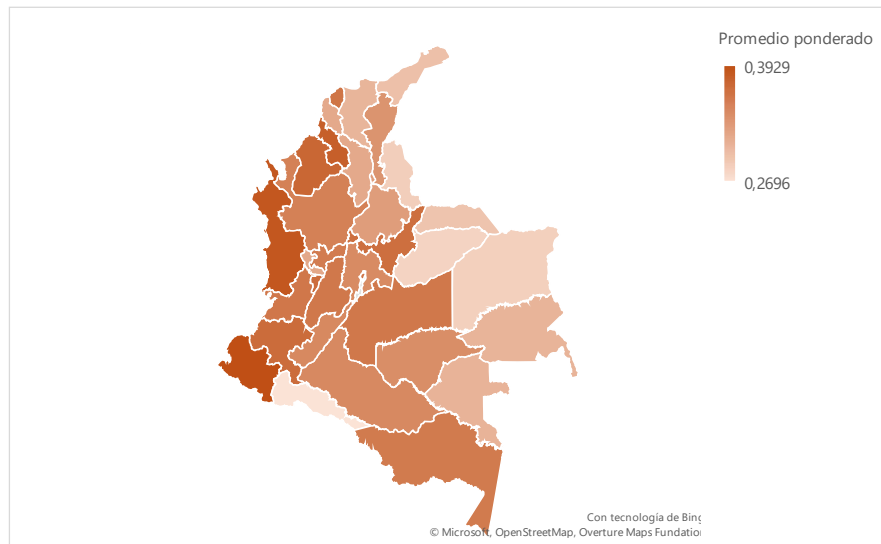


Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

En la Figura 10, se muestra que, en el grupo de los oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados, los departamentos con mayor de impacto de la IA son Nariño, Córdoba, Sucre y Chocó, con puntajes entre 0.3 y 0.4. Estos departamentos son probablemente más vulnerables debido a su concentración de algunas de las ocupaciones más expuestas a la IA de este grupo, tales como los aparejadores y empalmadores de cables, los preimpresores, tipógrafos y afines y los reparadores eléctricos y electrónicos que tienen puntajes de exposición de 1,1, 0,9 y 1,0, respectivamente. Estas ocupaciones se caracterizan por tareas repetitivas o técnicas que son susceptibles de ser sustituidas por sistemas de automatización. Así mismo, se puede observar que, aunque existen diferencias entre los departamentos, los puntajes de exposición son considerablemente bajos, lo que indica que este grupo no tiene una alta exposición a la IA en Colombia.

Figura 10.

Exposición departamental a la IA del grupo oficiales, operarios, artesanos y oficios relacionados.



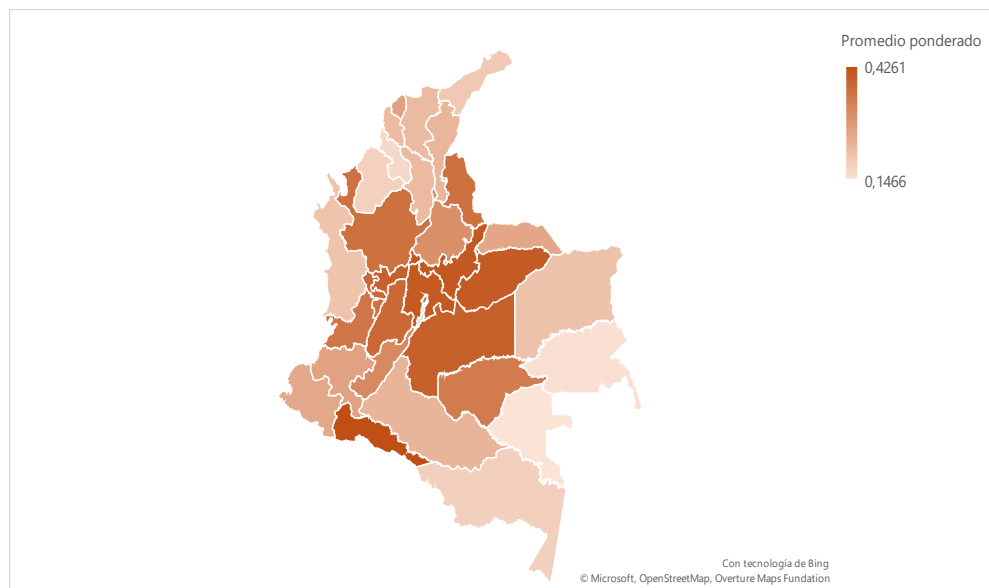
Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

En la Figura 11, se muestran los niveles de exposición del grupo de los operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores, en los que se destacan los departamentos de la región Andina y algunos de la Orinoquía. Sin embargo, el departamento con mayor exposición es el Putumayo con un puntaje de 0,4. Lo anterior puede deberse a que las ocupaciones de este grupo del CUOC presentes en el departamento son pocas, pero con un alto nivel de exposición, entre las que se destacan los operadores de instalaciones de procesamiento de la madera y los operadores de máquinas de movimiento de tierras, construcción de vías y afines, los cuales presentan un puntaje de exposición a la IA de 0,7 y 0,6 respectivamente. Asimismo, estos resultados indicarían que los departamentos más expuestos son aquellos en los que más se agrupa el sector industrial tales como Cundinamarca y Antioquia. Lo anterior se podría explicar debido a que los avances en IA permiten automatizar cada vez más rápido los procesos industriales, por lo que las ocupaciones

relacionadas estarían más expuestas. Por último, cabe mencionar que los departamentos de la región amazónica son los menos expuestos a la IA, destacándose el departamento de Vaupés con un puntaje de 0,1. Esto se explica principalmente por la poca presencia de un sector industrial en el que se empleen las ocupaciones relacionadas a los procesos de producción.

Figura 11.

Exposición departamental a la IA del grupo operarios de instalaciones y máquinas y ensambladores.



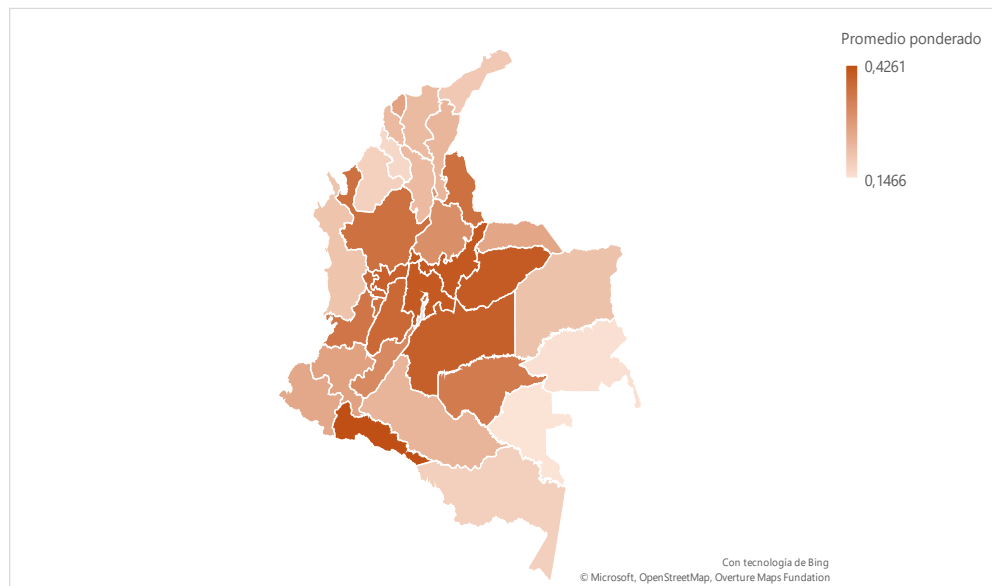
Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

El último grupo del CUOC conformado por las ocupaciones elementales presenta un bajo nivel de exposición en la región Orinoquía y la Amazónica, siendo los departamentos de la región Andina lo más expuestos a la IA, específicamente Tolima y Huila, debido a la gran participación de la ocupación de obreros y peones de explotaciones agrícolas que cuentan con el 10% del total de ocupados de estos departamentos y presenta un puntaje de exposición de 0,9. La IA podría replicar las habilidades de estos trabajadores mediante los avances en la automatización de los

procesos agrícolas de siembra, riego y cosecha. Por lo tanto, la IA sería susceptible de replicar la labor humana, lo que permitiría explicar la mayor exposición de estos departamentos en el grupo del CUOC (ver figura 12).

Figura 12.

Exposición departamental a la IA del grupo ocupaciones elementales



Nota. Elaboración propia con datos de la GEIH del DANE y de Webb (2020)

Estos resultados de exposición a la IA por grupo ocupacional y por departamento reflejan las variaciones de la exposición en las diferentes ocupaciones teniendo en cuenta sus tareas y habilidades con el índice de Webb (2020). Es necesario reiterar que un índice alto no se puede considerar un riesgo de sustitución o complementariedad de las ocupaciones, ya que esto es un tema que se debe analizar a profundidad por los diversos contextos que presenta cada ocupación. Este índice es simplemente la medición del grado de exposición a la IA que poseen las diferentes ocupaciones.

9. Conclusiones

Los resultados de la exposición a la IA presentados en este estudio mediante la utilización del índice de Webb (2020) son una visión de las ocupaciones en Colombia a la luz de las posibilidades de automatización de estas. De aquí, se puede concluir que las ocupaciones más expuestas son las pertenecientes al gran grupo de los agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros, destacándose el potencial de la IA para replicar las tareas que son realizadas en estas ocupaciones y la posibilidad de incorporación de mejoras en el sector, lo que refleja la importancia que este reviste para garantizar la seguridad alimentaria. Por ello, siendo estas ocupaciones parte de una actividad económica fundamental para la economía del país como lo es la agricultura, ganadería, silvicultura y pesca, es importante considerar el efecto que tendrá los avances en la adopción de sistemas de automatización en los próximos años, ya que podría modernizar el sector, aumentando significativamente la productividad y la eficiencia. En segundo lugar, se encuentran que los grupos más expuestos a la IA son los profesionales, científicos e intelectuales y le siguen los directores y gerentes, estos dos grupos tienen en común que la mayor parte de sus trabajadores tienen estudios superiores y que realizan tareas en las que la IA es especialmente buena, tales como el análisis de grandes volúmenes de datos, la generación de modelos para la toma de decisiones basada en información compleja y la optimización de procesos en una empresa.

Como es de esperarse, las zonas geográficas más expuestas son los departamentos en los que se concentran mayormente los tres grupos primarios del CUOC mencionados anteriormente, siendo la mayoría de la región andina, tales como Cundinamarca, Tolima, Boyacá y el Huila y algunos de la región Orinoquía como el Meta. En estos departamentos están presentes las

ocupaciones con los índices más altos de exposición a la IA. Asimismo, se puede concluir que, con excepción del grupo de agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros, los grupos primarios del CUOC en general no presentan índices altos de exposición, lo que indica que el país en su conjunto no está altamente expuesto a la automatización en la mayoría de sus actividades económicas, esto representa retos en materia de su adopción en el mercado laboral y las consecuencias que traerá en el futuro.

En cuanto a la comparación de los resultados del estudio obtenidos en esta investigación para Colombia usando el índice de Webb (2020) se encuentran algunas similitudes significativas con otros estudios. En el trabajo de Pizinelli et al (2021), donde se estudió el efecto de la IA de las ocupaciones para Colombia, se encontró que los trabajadores con títulos universitarios presentan más alta exposición a la IA que aquellos que tienen más bajos niveles educativos. Esto coincide con los resultados de nuestro estudio, en donde el grupo de los Profesionales, científicos e intelectuales presentan el segundo puntaje de exposición más alto entre los grandes grupos del CUOC. Por lo tanto, se refuerza lo expresado previamente, en cuanto que las ocupaciones que requieren habilidades relacionadas con una mayor formación profesional tienden a estar más expuestas a la IA.

El índice para las ocupaciones de Webb (2020) está basado en tareas laborales que tienen distintos puntajes de exposición a la IA, por lo que, aunque dos ocupaciones pertenezcan a un mismo grupo del CUOC, las tareas que se necesitan para realizarlas y el peso de estas dentro de cada ocupación es distinto, lo que produce que el nivel de exposición sea diferente. En Felten et al. (2019), su índice AIOI muestra que la IA tendrá mayor efecto en las habilidades con mayor componente cognitivo y en tareas que necesiten resolución de problemas y menor efecto en aquellas tareas y habilidades que implican un mayor componente físico. Esto se compagina con lo

presentado en esta investigación, con excepción de algunas ocupaciones que tiene habilidades físicas como lo son obreros y peones de explotaciones agrícolas, los bomberos y los expendedores de combustible para vehículos. Por lo que, aunque la IA es especialmente buena para replicar habilidades cognitivas, también lo es replicando tareas rutinarias y repetitivas que se presentan en las ocupaciones que requieren habilidades físicas.

Finalmente, es fundamental tener en cuenta que un puntaje alto de exposición para cierta ocupación no indica que se encuentre en riesgo de ser reemplazada por la IA ni tampoco afirma la complementariedad que esta puede tener, en realidad, un alto puntaje de exposición se puede interpretar como que en la ocupación se realizan tareas que pueden ser automatizables con relativa facilidad. Esta investigación cumple con el objetivo de analizar la distribución de la exposición de las ocupaciones a la IA en el país, dando paso a futuras investigaciones que profundicen en el tema teniendo en cuenta los salarios, la tasa de desempleo o las desigualdades regionales que se podrían presentar en la adopción de avances en IA.

Referencias bibliográficas

- Acemoglu, A., Autor, D., Hazell, J., y Restrepo, P. (2022). Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *Society of Labor Economists, Economics Research Center/ NORC*, 40(S1). doi:<https://doi.org/10.1086/718327>
- Benhamou, S. (2020). Artificial Intelligence and the Future of Work. *Revue d'économie industrielle*, 169, 57-88. doi:<https://doi.org/10.4000/rei.8727>
- Bordot, F. (2022). Artificial Intelligence, Robots and Unemployment: Evidence from OECD Countries. *Journal of innovation Economics & Management*, 37, 117-138. doi:<https://doi.org/10.3917/jie.037.0117>
- Corvalán, J. (2019). El impacto de la inteligencia artificial en el trabajo. *Revista de Direito Economico e Socioambiental*, 10(1), 35-51. doi:[10.7213/rev.dir.econ.soc.v10il.25870](https://doi.org/10.7213/rev.dir.econ.soc.v10il.25870)
- DANE. (2023). *Gran Encuesta Integrada de Hogares - GEIH - 2023*. Obtenido de <https://microdatos.dane.gov.co/index.php/catalog/782>
- Felten, E., Raj, M., y Seamans, R. (2018). A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 108, 54- 57. doi:<https://doi.org/10.1257/pandp.20181021>
- Felten, E., Raj, M., y Seamans, R. (2019). The Variable Impact of Artificial Intelligence on Labor: The Role of Complementary Skills. *NYU Stern School of Business*. doi:<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3368605>

- Felten, E., Raj, M., y Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *NYU Stern School of Business Fortcoming*. doi:<https://doi.org/10.1002/smj.3286>
- Georgieff, A., y Hye, R. (2021). Artificial Intelligence and employment: New cross-country evidence. *Documentos de Trabajo sobre Asuntos Sociales, Empleo y Migración de la OCDE, 256*. doi:<https://doi.org/10.1787/c2c1d276-en>
- Gómez, A. (2008). El funcionamiento del mercado. En M. Hill, *Economía* (págs. 87-108).
- Greenlaw, S., Shapiro, D., & MacDonald, D. (2022). *Principles of Economics 3e*. OpenStax.
- Guarascio, D., Reljic, J., y Stöllinger, R. (2023). Artificial Intelligence and Employment: A Look into the Crystal Ball. *GLO Discussion Paper Series, 1333*. Obtenido de <https://hdl.handle.net/10419/278106>
- Lane, M., y Saint-Martin, A. (2021). The impact of Artificial Intelligence on the labour market: What do we know so far? *OECD Social, Employment and Migration Working Papers(256)*. doi:<https://doi.org/10.1787/7c895724-en>
- López, A., y Peña, L. (2023). Inteligencia Artificial: el futuro del empleo. *Lecciones Vitales*. doi:DOI: 10.18046/rlv.2023.6118
- Muro, M., Whiton, J., y Maxim, R. (2019). What jobs are affected by AI? Better-paid, better-educated workers face the most exposure. *Stanford University Working Paper*. Obtenido de <https://www.brookings.edu/articles/what-jobs-are-affected-by-ai-better-paid-better-educated-workers-face-the-most-exposure/>

- Pizzineli, C., Panton, A., Tavares, M., Cazzaniga, M., y Li, L. (2023). Exposición del Mercado Laboral a la Inteligencia Artificial Diferencias entre Países e Implicaciones Distributivas. *Fondo Monetario Intenacional*. doi:<https://doi.org/10.1613/jair.1.12647>
- Sestino, A., y De Mauro, A. (2021). Leveraging Artificial Intelligence in Business: Implications, Applications and Methods. *Technology Analysis and Strategic Management*, 34, 1-14. doi:10.1080/09537325.2021.1883583
- Tolan, S., Pesole, A., Martínez, F., Fernández, E., Hernández, J., y Gómez, E. (2020). Measuring the Occupational Impact of AI: Tasks, Cognitive Abilities ans AI Benchmarks. *Joint Research Centre*, 71. doi:<https://doi.org/10.1613/jair.1.12647>
- Vargas, D. (2023). Colombia, quinta en desarrollo de Inteligencia Artificial en A. Latina. *El Colombiano*. Obtenido de <https://www.elcolombiano.com/negocios/colombia-quinta-en-desarrollo-de-inteligencia-artificial-en-a-latina-OH22256091>
- Webb, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. *Social Science Research Network*. doi:<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3482150>