



# Transformación digital y automatización en el mercado laboral colombiano: riesgos y oportunidades para grupos socioeconómicamente marginados

Francisco Perea De Zubiría

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ciencias Económicas, Escuela de Economía.  
Bogotá, Colombia  
2024



# Transformación digital y automatización en el mercado laboral colombiano: riesgos y oportunidades para grupos socioeconómicamente marginados

Francisco Perea De Zubiría

Trabajo de grado para optar al título de:  
**Magíster en Ciencias Económicas**

Director:  
Oliver Enrique Pardo Reinoso

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ciencias Económicas, Escuela de Economía  
Bogotá, Colombia  
2024



# Resumen

**Transformación digital y automatización en el mercado laboral colombiano: riesgos y oportunidades para grupos socioeconómicamente marginados.**

El rápido avance de las tecnologías de inteligencia artificial (IA) y la automatización ha generado preocupaciones sobre su posible impacto en el mercado laboral. En particular, la IA ha expandido la frontera de ocupaciones automatizables, afectando de manera desigual a grupos socioeconómicamente marginados. En este trabajo se realiza un análisis de la exposición ocupacional, industrial y geográfica a la IA en Colombia, con énfasis en los riesgos y oportunidades para las mujeres y grupos étnicos. A partir de los datos de la Gran encuesta Integrada de Hogares (GEIH) se realizan estimaciones de modelos de efectos fijos para; i) analizar como la IA afecta a diferentes ocupaciones en términos de indicadores laborales, teniendo en cuenta diferencias entre niveles de ingresos; ii) revisar la relación de la exposición con la prevalencia o ausencia de habilidades digitales que permitan aprovechar los beneficios de la IA; y iii) evaluar los efectos heterogéneos de la exposición ocupacional según la diversidad de género y étnica de las ocupaciones. Los resultados sugieren que la adopción de este tipo de tecnologías no es neutral a las desigualdades preexistentes. Comprender cómo estas disparidades inciden en la exposición a la automatización de los grupos socioeconómicamente marginados es crucial para facilitar la transición de estas personas hacia los empleos emergentes del futuro.

**Palabras clave:** Inteligencia artificial, Empleo, Ocupaciones, Mercados emergentes.

# Abstract

**Digital transformation and automation in the Colombian labor market: risks and opportunities for socioeconomically marginalized groups.**

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) and automation technologies has generated concerns about their potential impact on the labor market. Particularly, AI has expanded the frontier of automatable occupations, affecting socioeconomically marginalized groups in an unequal manner. This work carries out an analysis of occupational, industrial, and geographical exposure to AI in Colombia, with a focus on the risks and opportunities for women and ethnic groups. Using data from the Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH), estimates from fixed effects models are made to; i) analyze how AI affects different occupations in terms of labor indicators, considering differences in income levels; ii) examine the relationship of exposure with the prevalence or absence of digital skills that enable the leveraging of AI benefits; and iii) evaluate the heterogeneous effects of occupational exposure based on the gender and ethnic diversity of occupations. The results suggest that the adoption of such technologies is not neutral to pre-existing inequalities. Understanding how these disparities impact the exposure to automation of socioeconomically marginalized groups is crucial for facilitating the transition of these individuals towards the emerging jobs of the future.

**Keywords: Artificial intelligence, Employment, Occupations, Emerging Markets**

# Declaración

Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.

Bogotá, D.C., 2024

Francisco Perea De Zubiría

# Índice general

|  |           |
|--|-----------|
| <b>Resumen</b>   | <b>v</b>  |
| <b>Lista de figuras</b>  | <b>xI</b> |
| <b>1. Introducción</b>   | <b>1</b>  |
| <b>2. Marco Teórico</b>  | <b>4</b>  |
| 2.1. Transformación digital, Automatización e Inteligencia Artificial . . . . .  | 4         |
| 2.1.1. Antecedentes . . . . .  | 5         |
| <b>3. Justificación y alcance del trabajo</b>  | <b>11</b> |
| <b>4. Estimación de la exposición ocupacional, industrial y geográfica a la IA</b>   | <b>14</b> |
| 4.1. Estimación de representación étnica y de género por ocupación . . . . .   | 14        |
| 4.1.1. Representación ocupacional por sexo . . . . .   | 15        |
| 4.1.2. Representación Ocupacional reconocimiento étnico . . . . .  | 16        |
| 4.2. Método para Vincular Avances en la Inteligencia Artificial con las Habilidades  | 17        |
| 4.3. Índice de exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial (AIOE) . . . . .  | 20        |
| 4.3.1. Diferencias de AIOE entre sexos . . . . .   | 21        |
| 4.3.2. Diferencias de AIOE entre Grupos Étnicos . . . . .  | 21        |
| 4.4. Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial(AIIE) . . . . .  | 22        |
| 4.5. Exposición Geográfica de la Inteligencia Artificial(AIGE) . . . . .   | 22        |
| <b>5. Análisis del AIOE</b>  | <b>28</b> |
| 5.1. Análisis del AIOE en relación con indicadores ocupacionales . . . . .   | 28        |
| 5.1.1. Comparación del AIOE entre Grupos de Ingreso . . . . .  | 30        |
| 5.2. Análisis de Regresión del AIOE con relación a habilidades complementarias .   | 31        |
| 5.2.1. Comparación del AIOE entre categorías ocupacionales con diferentes niveles de intensidad en uso de computadores . . . . . | 34        |
| 5.2.2. Análisis de Efectos Heterogéneos del AIOE: Diversidad de Género y Étnica en el Contexto de laboral . . . . .              | 35        |
| <b>6. Conclusiones y recomendaciones</b>   | <b>37</b> |
| <b>A. Anexo A:Exposición habilidades laborales a la IA</b>   | <b>39</b> |



|  |           |
|--|-----------|
| <b>B. Anexo B: Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial (AIIE)</b> | <b>41</b> |
| <b>Bibliografía</b>  | <b>45</b> |



## Lista de Figuras

|   |    |
|---|----|
| 4-1. Representación ocupacional Grupos Étnicos . . . . .          | 24 |
| 4-2. Relación AIOE y representación Ocupacional mujeres . . . . . | 25 |
| 4-3. AIOE Grupos Étnicos . . . . .                                | 26 |
| 4-4. Exposición Geográfica IA por Departamento (AIGE) . . . . .   | 27 |

# Lista de Tablas

|  |    |
|--|----|
| 4-1. Representación Ocupacional Mujeres . . . . .                        | 16 |
| 4-2. Representación Ocupacional hombres . . . . .                        | 17 |
| 4-3. Exposición Geográfica IA por Departamento (AIGE) . . . . .          | 23 |
| 5-1. Regresión Salario . . . . .   | 30 |
| 5-2. Regresión Clasificación de Ingreso . . . . .                        | 31 |
| 5-3. Regresión habilidades . . . . .                                     | 33 |
| 5-4. Regresión - Grupos de habilidades . . . . .                         | 34 |
| 5-5. Regresión - Representatividad . . . . .                             | 35 |
| A-1. Exposición habilidades laborales a la IA . . . . .                  | 40 |
| B-1. Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial (AIIE) . . . . . | 44 |

# 1. Introducción

La cuarta revolución industrial ha traído una serie de tecnologías disruptivas para el mercado laboral. El progreso tecnológico de los últimos años ha permitido mejoras significativas en la destreza e inteligencia robótica propiciando el desarrollo de unidades autónomas con el potencial de superar a las personas en muchas tareas manuales y conceptuales. En el pasado, la automatización se centró en reemplazar habilidades físicas mientras que las habilidades cognitivas seguían siendo una ventaja humana. Hoy en día la inteligencia artificial (IA) emerge en particular como una fuerza disruptiva clave en el mercado laboral que expande la frontera de las ocupaciones automatizables. La irrupción de la IA ha llevado la automatización más allá del simple perfeccionamiento de tareas rutinarias; también ha comenzado a desafiar habilidades humanas más complejas.

A pesar del posible impacto positivo de la tecnología en el crecimiento económico, es esencial abordar su posible impacto negativo — al menos a corto plazo — en el mercado laboral. Los futuristas predicen que un tercio de los empleos que existen hoy en día podrían ser reemplazados por las tecnologías STARA (tecnologías inteligentes, inteligencia artificial, robótica y algoritmos)(Brougham and Haar, 2018). Esta transformación tecnológica sitúa a trabajadores de ciertas ocupaciones en una posición vulnerable frente a la posibilidad de desempleo.

Este panorama de riesgo laboral no es uniforme y varía significativamente según la ocupación, y en ese sentido hay personas más expuestas a los posibles efectos negativos de estas tecnologías en el empleo. A nivel internacional, los estudios que tienen como foco principal la evaluación del impacto de la automatización sobre el empleo, consideran principalmente tres tipos de ocupaciones: a) aquellas que tienen un alto riesgo de desaparecer, dado que las habilidades o tareas requeridas para desempeñarlas son potencialmente automatizables y reemplazables por la adopción de las nuevas tecnologías; b) las ocupaciones nuevas o emergentes que pueden surgir con el desarrollo o implementación de nuevas tecnologías; y c) las ocupaciones existentes en la actualidad que pueden ser objeto de transformación, en sus habilidades o capacidades, para adaptarse las nuevas tecnologías (Ministerio del Trabajo, 2021).

En la literatura, este fenómeno se ha denominado como la *desigualdad robótica tridimensional*, haciendo referencia a la capacidad de las nuevas tecnologías para destruir, crear y transformar empleos. Esta desigualdad genera divisiones en la población, creando grupos de individuos que se ven beneficiados y perjudicados en términos laborales. Por un lado, algunas

personas serán más valoradas debido a sus habilidades, o al menos tendrán la capacidad de adaptarse con relativa facilidad a los cambios tecnológicos. Por otro lado, aquellos que trabajan en ocupaciones con una mayor probabilidad de ser automatizadas podrían experimentar desventajas laborales significativas.

En un contexto de fuerte segregación laboral en términos raciales, de género, edad, discapacidad, entre otras variables demográficas, la automatización potencialmente puede perjudicar la diversidad e inclusión en el trabajo, ya que ciertos grupos poblacionales pueden estar más o menos expuestos a los efectos de la automatización y, por lo tanto, enfrentar desafíos diferentes. Estos desafíos se suman a los ya establecidos como por ejemplo: la segregación horizontal y vertical, la división sexual del trabajo (*blue-collar and pink-collar works*), la brecha de habilidades digitales, las altas tasas de informalidad, la mayor dificultad para desplazarse o cambiar de ocupación, y la discriminación en la contratación, entre otros.

A pesar de las desigualdades existentes en el mercado laboral, la transformación digital puede ofrecer oportunidades para reducirlas y proporcionar herramientas para poblaciones vulnerables. Estas nuevas formas de trabajo pueden generar una mayor autonomía económica de estas personas y conllevar mayores oportunidades para incrementar habilidades. Además, la flexibilidad laboral que ofrecen estas nuevas formas de trabajo permite a personas con discapacidades o responsabilidades familiares encontrar nuevas oportunidades de empleo.

Por ejemplo, la adopción de la inteligencia artificial (IA) puede mejorar la eficiencia y reducir la discriminación en los sistemas de intermediación laboral y facilitar la conexión de las habilidades de estas personas con empleos y posibles clientes. La robótica también puede ser una herramienta valiosa, ya que, al disminuir los requerimientos de fuerza física, puede abrir espacio para el trabajo conjunto entre personas y robots (cobots), aumentando la participación de las mujeres en actividades en las que tienen una baja representación.

En ese sentido, la transformación digital en el contexto laboral supone riesgos y oportunidades para las poblaciones rezagadas; así como puede traer herramientas para mejorar la calidad de vida de las personas también puede exacerbar las desigualdades existentes y afectar de manera desproporcionada a las poblaciones más vulnerables y rezagadas.

El objetivo general de este trabajo es explorar cómo las desigualdades preexistentes en el mercado laboral pueden influir en el futuro del trabajo, en el contexto de la automatización y la Inteligencia artificial, con un enfoque particular en los riesgos y oportunidades para los grupos socioeconómicamente marginados. Se realizó un análisis de la exposición ocupacional, industrial y geográfica a la inteligencia artificial en Colombia, destacando la aparición de nuevas ocupaciones vulnerables a la automatización y examinando la interacción entre la exposición a la automatización y variables demográficas como género, etnia y nivel so-

cioeconómico<sup>1</sup>, utilizando los datos de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH) La exposición a la IA según Felten and Raj (2023), se refiere al grado en que la inteligencia artificial puede afectar los trabajos y las economías. A diferencia del impacto, la exposición se mantiene agnóstica sobre la sustitución o complementariedad de la IA en las ocupaciones. Felten et al. aclaran que su medida no toma una postura sobre si la IA reemplazará o complementará al trabajo humano.

A partir de esto se realiza un análisis de los riesgos y oportunidades para las poblaciones vulnerables y/o históricamente excluidas en términos de su exposición a la IA, la posible destrucción, creación y transformación de empleos, y así como la capacidad de estas comunidades para adaptarse y beneficiarse de los avances en IA.

En las siguientes secciones, se presenta la metodología para analizar los posibles impactos heterogéneos de la Inteligencia Artificial en el mercado laboral colombiano. En la sección 2, se revisa el marco teórico que sustenta este estudio, incluyendo los antecedentes y debates actuales en torno a la automatización. En la sección 3, se justifica la necesidad de este estudio y se explica su alcance. En la sección 4, se presenta la metodología que se utilizará para analizar la distribución de las personas en las ocupaciones según su etnia y género, y se evalúan los posibles impactos de la Automatización por IA en estos grupos. En la sección 5, se presentan los resultados de este análisis y se discuten sus implicaciones para el mercado laboral colombiano. Finalmente, en la sección 6, se presentan las conclusiones y recomendaciones de políticas para garantizar que los beneficios de la IA lleguen a todos los segmentos de la sociedad.

---

<sup>1</sup>Se abordan las múltiples desigualdades laborales tanto como lo permite la desagregación étnica, socio-económica y de género que se puede obtener a partir de las variables de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH).

## 2. Marco Teórico

### 2.1. Transformación digital, Automatización e Inteligencia Artificial

La automatización y la inteligencia artificial son términos que se usan comúnmente al referirse a los impactos de las nuevas tecnologías, teniendo en cuenta su poder transformacional en el mercado laboral, sin distinción y sin hacer una clara explicación de sus diferencias. La automatización busca optimizar los sistemas y procesos existentes mediante la introducción de tecnologías que reduzcan la necesidad de intervención humana, mientras que la Inteligencia artificial se refiere a la capacidad de las máquinas para procesar y analizar grandes cantidades de datos de manera autónoma, aprendiendo y mejorando (Aboal et al., 2021). Muchos economistas también consideran la IA como una tecnología de automatización, ya que puede estar diseñada para facilitar la automatización de tareas que de otra manera serían realizadas por seres humanos (Autor, 2022). La IA ha superado algunas de las limitaciones de las tecnologías anteriores. En particular, las capacidades de resolución de problemas, razonamiento lógico y percepción de la IA significan que ahora es posible automatizar algunas tareas cognitivas no rutinarias (OECD et al., 2021).

La transformación digital, por su parte, es un proceso más amplio que busca aprovechar al máximo las tecnologías digitales para mejorar la eficiencia, la productividad y la competitividad de los trabajadores. Es un proceso general que involucra a todos los actores en la sociedad y busca transformar la manera en que vivimos, trabajamos, interactuamos y nos comunicamos. Se refiere a los efectos económicos y sociales de la digitación y la digitalización. La digitación es la conversión de datos y procesos análogos a un formato legible con máquinas. La digitalización es el uso de las tecnologías y datos digitales, así como su interconexión, que genera nuevas actividades o cambios en las ya existentes. Todos los actores deben participar activamente en este proceso para garantizar que sea inclusivo, ético y sostenible.

La transformación digital, y en particular la automatización ha tenido un impacto significativo en el mercado laboral, y esto se ha manifestado de diversas maneras: estas tecnologías causan un cambio en la composición de las tareas de las ocupaciones hacia tareas de mayor valor añadido; la automatización puede aumentar la productividad y la eficiencia en las empresas al permitir que las tareas repetitivas y monótonas sean realizadas por máquinas,



lo que permite a los trabajadores enfocarse en tareas más creativas y complejas; la automatización puede mejorar la seguridad en el lugar de trabajo al reemplazar a los trabajadores humanos en tareas peligrosas y riesgosas (OIT, 2019). Las nuevas tecnologías cambiarán drásticamente la naturaleza del trabajo en todas las industrias y ocupaciones, sin embargo, hay bastante incertidumbre respecto a en grado en que la automatización y la IA sustituirán al trabajo humano y en qué plazo se produciría este cambio.

### 2.1.1. Antecedentes

#### **La Tecnología como un sustituto o como un complemento del trabajo - evolución de del pensamiento económico**

La percepción de la tecnología como una amenaza para los trabajadores no es un fenómeno nuevo. Este temor tiene sus precedentes en el siglo XIX, cuando los trabajadores del Reino Unido, en un episodio histórico conocido como el movimiento ludita, destruían la maquinaria textil como protesta por la degradación de sus condiciones de trabajo y de vida. Esta preocupación por la pérdida de empleos debido a la implementación de tecnologías en el trabajo ha persistido desde entonces y ha alcanzado recientemente uno de sus puntos máximos desde entonces a lo largo de la historia (Lehman, 2015).

A partir de estos eventos, algunos economistas denotaron como falacia ludita a esa creencia “errónea” de que la tecnología resultará en una destrucción neta de empleos, y en última instancia, tendrá efectos perjudiciales en la sociedad. En adelante se empezó a utilizar el término “ludita” para referirse a cualquier persona que se opusiera a la introducción de nuevas tecnologías. Incluso actualmente hay quienes dicen que el impulso ludita moderno no es estrictamente antimáquinas, sino que suele reflejar una ideología anti-desigualdad (Lehman, 2015); es decir que la adopción de tecnologías en el mercado laboral puede ampliar las brechas preexistentes

En su ensayo “Posibilidades económicas para nuestros nietos”, publicado en 1930, John Maynard Keynes expresó su preocupación acerca de las posibles implicaciones de los avances tecnológicos en el empleo. Su análisis se centró en la preocupación fundamental de que el avance tecnológico, al aumentar la eficiencia productiva, pudiera llevar a que la habilidad para descubrir formas de economizar en el empleo de mano de obra avanzar a un ritmo mucho más veloz que la capacidad para encontrar nuevos propósitos para dicha mano de obra.

Keynes advirtió sobre la posibilidad de un fenómeno que él denominó “desempleo tecnológico”. Esta noción se basa en la idea de que a medida que la tecnología avanza y se vuelve más eficiente, ciertas tareas que solían requerir la intervención humana se automatizan o se vuelven obsoletas, lo que a su vez puede dejar a numerosos trabajadores desplazados y sin empleo.

Sin embargo, Keynes mantenía una perspectiva optimista. Afirmó que este desempleo tecnológico sería un fenómeno temporal, ya que a medida que la tecnología avanzara, se crearían nuevas industrias y oportunidades laborales para absorber a los trabajadores desplazados. Esta visión optimista sostenía que, a largo plazo, la economía se adaptaría a los cambios tecnológicos y encontraría formas de emplear a la fuerza laboral de manera efectiva.

A pesar de esta perspectiva optimista a largo plazo, Keynes también fue realista sobre los desafíos que surgirían durante la transición. Advirtió que el proceso de adaptación a los cambios tecnológicos sería difícil y doloroso para los trabajadores afectados. Los gobiernos, según Keynes, desempeñarían un papel crucial en la mitigación de las consecuencias negativas de este proceso. Propuso que los gobiernos debían intervenir para proporcionar medidas de apoyo a los desempleados, promover la educación y la formación para permitir la transición a nuevas ocupaciones, y fomentar la inversión en proyectos de interés público que generaran empleo.

Por su parte, la idea de destrucción creativa postulada por Schumpeter (1962), propone que tras invenciones tecnológicas se ha generado una riqueza enorme, pero también interrupciones no deseadas. Esta idea resalta que el capitalismo conlleva un proceso evolutivo en constante transformación, impulsado por la innovación en bienes de consumo, tecnología, mercados y organización industrial. La competencia va más allá de la rivalidad de precios; involucra la introducción de nuevos productos, tecnologías y enfoques organizativos. Este proceso de destrucción creativa es esencial para el capitalismo, ya que constantemente destruye las estructuras económicas existentes y crea nuevas. A medida que surgen nuevas tecnologías y métodos de producción, los trabajos y las empresas que dependen de tecnologías y procesos obsoletos pueden volverse menos competitivos o incluso desaparecer.

En el contexto de estas evoluciones, uno de los paradigmas conceptuales más influyentes para comprender cómo la tecnología influye en la desigualdad en el mercado laboral tuvo sus raíces en un artículo publicado por el economista holandés y premio nobel, Jan Tinbergen, en 1974. Tinbergen se sintió intrigado por la observación de que, a lo largo de varias décadas, los salarios de los trabajadores holandeses con educación postsecundaria, a la que él denominó educación de tercer nivel, seguían aumentando a pesar de un significativo aumento en la oferta de trabajadores con este nivel de educación. Esta observación apuntaba a la idea de que la curva de demanda de mano de obra calificada era ascendente. Este paradigma se conoce como la “Carrera de la educación”. En este contexto, las economías modernas enfrentan una competencia constante entre la demanda y la oferta de habilidades. El cambio tecnológico ejerce presión sobre la curva de demanda, desplazándola hacia arriba, mientras que el sistema educativo se esfuerza por aumentar la oferta de habilidades para mantenerse al ritmo de esta creciente demanda Autor (2022). La “Carrera de la educación” postula que

el cambio tecnológico impulsa la demanda de trabajadores capacitados, y el sistema educativo debe adaptarse rápidamente para satisfacer esta creciente demanda. En esta constante competencia entre la demanda y la oferta de trabajadores capacitados, cuando la demanda supera la oferta, la desigualdad entre los trabajadores más educados y los menos educados tiende a aumentar, ya que los trabajadores altamente educados se vuelven relativamente escasos en el mercado laboral.

Otro paradigma importante es el conocido como “el modelo de polarización de tareas” que conceptualiza el trabajo como una serie de tareas y luego explora cómo estas tareas se redistribuyen entre trabajadores y máquinas a medida que evoluciona la tecnología y la educación. Este modelo explica por qué la tecnología parece complementar a los trabajadores más educados, ya que las tareas cognitivas y de interacción no rutinarias son difíciles de automatizar. Este enfoque también reconoce que las tareas rutinarias son más propensas a ser reemplazadas por tecnología, lo que puede tener consecuencias adversas para los trabajadores que desempeñan este tipo de funciones.

Posteriormente, al considerar en dinamismo en la evolución constante de las habilidades necesarias en el mercado laboral y la inevitable obsolescencia de algunas de ellas, surge el paradigma denotado como “Nuevo Trabajo y Reasignación de Tareas”. En contraposición a los paradigmas convencionales que percibían el trabajo como estático, este nuevo enfoque reconoce la naturaleza cambiante de las habilidades laborales.

Como se ha mencionado, las predicciones de que las máquinas reemplazarían el trabajo humano han sido una fuente recurrente de ansiedad y de especulación utópica y distópica, prácticamente desde los inicios del capitalismo industrial. En el contexto de automatización, la constante reasignación de tareas entre máquinas y humanas es lo que lleva a el llamado fenómeno *Automation Anxiety*, entendido como la creencia generalizada de un futuro sin empleo como consecuencia de la arraigada confianza de las y los economistas en la “destrucción creativa” (Estlund, 2021). Hoy en día, según datos del WEF (2023) las organizaciones estiman que el 34 % de todas las tareas relacionadas dentro de la organización son realizadas por máquinas, y el 66 % restante realizado por humanos. En general, las expectativas indican que para 2027 el 42 % de las tareas empresariales estarán automatizadas para 2027. Esta predicción sugiere un aumento significativo en la adopción de tecnologías automatizadas dentro de las organizaciones en los próximos años.

Con el surgimiento de la inteligencia artificial, se lleva a pensar en una gran amplitud de aplicabilidades que trascienden a las tareas rutinarias. Inclusive se piensa que puede abordar tareas complejas de toma de decisiones de manera eficiente, especialmente considerando las limitaciones humanas en este ámbito. Incluso hoy en día en áreas específicas de tareas no tan rutinarias, que anteriormente se pensaba que no podían ser automatizadas, se prevé que

la automatización cubra un porcentaje considerable: por ejemplo, se espera que para el año 2027 alrededor del 35 % de tareas relacionadas con el razonamiento y la toma de decisiones y el 65 % de tareas relacionadas con el procesamiento de información estén automatizadas. WEF (2023)

La preocupación sobre la sustitución de empleos por tecnología no es un asunto del pasado, sino que continúa siendo una inquietud relevante en la actualidad: Una encuesta de Chicago Booth de 2017 encontró que entre el 35 y el 40 por ciento de las y los economistas estadounidenses líderes creen que es probable que los robots y la inteligencia artificial aumenten sustancialmente las tasas de desempleo a largo plazo. Además el 50 % de las y los líderes empresariales encuestados por el WEF para el informe *Future of jobs Report 2023* señalaron creen que la automatización resultará en la pérdida de más puestos de trabajo de los que generará. Por su parte, con el reciente auge de la Inteligencia Artificial Generativa, a partir de estas tecnologías el 19 % de la fuerza laboral podría ver automatizadas más del 50 % de sus tareas por la IA. (Eloundou et al., 2023).

Otra cuestión es explicar el proceso de razonamiento para la toma de decisiones y la comprensión de los sistemas de IA, la “cuestión de la caja negra”, es decir, cómo y por qué los sistemas de IA toman ciertas decisiones (Davenport and Ronanki, 2018). Por lo tanto, el funcionamiento de la IA en el lugar de trabajo es un área desconocida para los trabajadores. Los trabajadores se sentirán incómodos si no pueden entender cómo decide una aplicación de IA. Por lo tanto, es posible que la IA no tenga la oportunidad de generar confianza entre los trabajadores. Zirar et al. (2023) menciona que frente a este tipo de incertidumbre hay tres temas relevantes: (1) La desconfianza de los trabajadores en la inteligencia artificial en el lugar de trabajo se origina en percibirlo como una amenaza laboral; (2) La inteligencia artificial en el lugar de trabajo atrae las interacciones entre trabajadores e IA al ofrecer mejorar las capacidades de los trabajadores, (3) La coexistencia de la IA y los trabajadores requiere habilidades técnicas, humanas y conceptuales por parte de los trabajadores.

### **Áreas de incertidumbre en la literatura en el contexto de la Automatización e IA**

En este contexto de constante evolución como resultado de Automatización, se han identificado particularmente tres áreas significativas de incertidumbre en la literatura International Monetary Found (2023): i) ¿cómo afecta a los trabajos y quiénes resultan más afectados o beneficiados?; ii) ¿cómo difiere la exposición entre Economías Avanzadas y Mercados Emergentes?; iii) ¿cómo varían la exposición a los riesgos y beneficios de la inteligencia artificial entre diferentes grupos demográficos y qué implicaciones tienen en las desigualdades económicas?

En primer lugar, aún no está claro cómo las tecnologías de inteligencia artificial pueden

servir como sustitutos o complementos de la mano de obra humana en tareas y ocupaciones específicas, lo que finalmente conduce a “ganadores y perdedores” en el mercado laboral. Siguiendo la terminología propuesta por Hicks (1932), algunos trabajos han examinado la interacción entre la innovación tecnológica relacionada con la IA y la demanda de mano de obra para determinar si este tipo de innovación a tecnológica es “labor-augmenting” (aumenta la productividad del trabajo) o “labor-saving” (ahorra mano de obra). En este contexto, las perturbaciones generadas por las innovaciones, utilizando el marco conceptual de Hicks, implican que, a un salario constante, las innovaciones que mejoran la productividad del trabajo aumentarán la demanda de mano de obra, mientras que aquellas que ahorran mano de obra resultarán en una disminución de la demanda laboral. Algunos sugieren que la inteligencia artificial principalmente ayudará a los humanos a ser más productivos y se refieren a estas nuevas tecnologías como innovación asistida por inteligencia (IA).

En segundo lugar, existe interés en comprender cómo varía la exposición a la inteligencia artificial entre países, y en particular, si existen diferencias sistemáticas entre las Economías Avanzadas (EA) y los Mercados Emergentes (ME). A nivel de adopción de la IA, existe una clara disparidad en entre países desarrollados y emergentes. Las economías avanzadas, que representan el 85 % de la inversión global en IA, tienen acceso privilegiado a talento calificado y datos de alta calidad, lo que impulsa su adopción extensiva. En contraste, las economías en desarrollo enfrentan obstáculos significativos, como la falta de inversión y acceso a datos de calidad, así como desafíos regulatorios, lo que sugiere que las brechas en la implementación de la IA persistirán a nivel global.

Así mismo, se pueden esperar diferencias en la exposición a la automatización entre economías avanzadas y mercados emergentes, debido a que la exposición a la IA es desigual entre los distintos sectores económicos. Los sectores que dependen de procesos repetitivos y tareas rutinarias, como la manufactura y la distribución, son los que están más expuestos a la IA. Esto puede provocar la pérdida de puestos de trabajo en estos sectores, especialmente en los países emergentes, donde la fuerza laboral está compuesta en gran medida por trabajadores no calificados.

Diversos estudios han abordado la variabilidad en la exposición a la inteligencia artificial entre países, y en particular entre las Economías Avanzadas y los Mercados Emergentes (ME). La OECD et al. (2021) Utiliza una medida de impacto ocupacional de la IA desarrollada por Felten, Raj y Seamans (2018, 2019) que evalúa en qué medida las ocupaciones dependen de habilidades en las que la IA ha progresado más. La medida se aplica a 23 países de la OCDE y se vincula con encuestas de fuerza laboral para analizar la relación con el empleo. Según sus resultados, la exposición a la IA varía más entre ocupaciones que entre países. No obstante, sugieren que la influencia de la IA en el empleo es compleja, con impactos variables dependiendo del nivel de adopción tecnológica y el uso de computadoras en distintas

ocupaciones. La relación entre la IA y el empleo no es uniforme y puede depender de factores adicionales, como las competencias digitales de los trabajadores.

Por su parte, International Monetary Found (2023) examinaron datos a nivel de trabajadores de dos economías avanzadas y cuatro economías emergentes, revelando variaciones significativas en la exposición no ajustada a la inteligencia artificial entre países. Las profesiones con mayor exposición a la IA son aquellas con una alta concentración de tareas cognitivas. Sin embargo, al considerar el potencial de complementariedad con la IA en ocupaciones de alto nivel, las disparidades en la exposición disruptiva entre países disminuyen notablemente. Por lo tanto, se justifica una discusión más profunda sobre la exposición a la IA en economías emergentes y sus diferencias con las economías avanzadas.

En tercer lugar, dentro de los países, la exposición a los riesgos y beneficios de la inteligencia artificial probablemente difiera entre grupos demográficos y niveles de habilidad, lo que hace que las implicaciones para las disparidades económicas sean difíciles de predecir. En las naciones industrializadas, la ciudadanía percibe que la tecnología digital está fomentando la desigualdad y anticipa que este problema empeorará en las décadas venideras Felten and Raj (2023). En general, los avances tecnológicos tienden a aumentar la productividad y los salarios de las y los trabajadores con mayor capacitación y educación, mientras que tienen un efecto neutro o diminuto en la productividad y los salarios de aquellos con menos educación (Brynjolfsson y McAfee, 2014). Las y los economistas denominan a este fenómeno “cambio tecnológico sesgado hacia la habilidad” y lo han identificado como una de las principales causas de la creciente desigualdad de ingresos desde la década de 1980.

Aunque a largo plazo las y los trabajadores se adapten a la inteligencia artificial, la transición puede ser difícil. Como lección general, los mercados por sí solos no son eficientes en lograr la reubicación de empleos como consecuencia de la transformación estructural (Autor, 2022). La adopción de este tipo de tecnologías no es neutral a las desigualdades existentes. Cualquier heterogeneidad en las ocupaciones que es más probable que se vean afectadas por las tecnologías de IA también tendrá implicaciones para los resultados del mercado laboral en los grupos demográficos, ya que la distribución de las personas en las ocupaciones no es igual en función de la etnia o el género (Felten et al., 2018).

### 3. Justificación y alcance del trabajo

El logro de un desarrollo sostenible e inclusivo requiere la atención a las desigualdades económicas y sociales, particularmente aquellas que se manifiestan en el mercado laboral. Estas desigualdades son cada vez más preocupantes debido a su impacto negativo en la cohesión social, la estabilidad política y el crecimiento económico. En línea con esto, los ODS establecen el objetivo de promover el crecimiento económico sostenido, inclusivo y sostenible; siendo el empleo pleno y el trabajo decente para todos como una forma de abordar estas desigualdades. Por ello, en un contexto en el que la velocidad de los cambios tecnológicos es exponencial y la equidad laboral es un objetivo primordial para el desarrollo sostenible, resulta imprescindible abordar el problema de los riesgos y oportunidades de las poblaciones rezagadas en el mercado laboral ante un futuro de automatización por IA.

Las inquietudes respecto a los efectos de la tecnología en el mercado laboral, a menudo denominadas como *automation anxiety* o ansiedad por la automatización en la literatura, tienden a centrarse principalmente en ocupaciones tradicionalmente dominadas por hombres, conocidas como trabajos de cuello azul (blue-collar jobs). Estas ocupaciones suelen requerir habilidades técnicas o manuales y presentan una alta susceptibilidad a la automatización en el futuro, según señala Kelan (2022). Sin embargo, esta ansiedad no se limita únicamente a tales empleos.

La falta de diversidad en la industria tecnológica y en los campos relacionados con la ciencia, la tecnología, la ingeniería y las matemáticas (*STEM*, por sus siglas en inglés) ha sido un problema bien documentado durante muchos años. Esto puede llevar a una falta de innovación y creatividad, así como a la perpetuación de estereotipos y prejuicios. Es importante examinar cómo se manifiesta esta desigualdad en la creación de tecnologías. Esto también causa que ciertos grupos sean desfavorecidos por estas tecnologías emergentes.

Actualmente, fomentar la diversidad en los equipos de inteligencia artificial (IA) es un reto en curso; hay un margen significativo para mejorar en la mayoría de las empresas. según McKinsey (2022) en su informe "*The State of AI in 2022—and a Half Decade in Review*" se indica que el porcentaje promedio de empleados en estos equipos que se identifican como mujeres es solo del 27 por ciento. El porcentaje es similar al observar la proporción promedio de minorías raciales o étnicas que desarrollan soluciones de IA, siendo tan solo el 25 por ciento. Además, el 29 por ciento de los encuestados indican que sus organizaciones no tienen

empleados de minorías trabajando en sus soluciones de IA.

Adicionalmente, la desigualdad en la industria tecnológica puede tener un impacto negativo en la capacidad de ciertos grupos para acceder a los nuevos tipos de trabajos han surgido como resultado de la revolución digital. Por ejemplo, es posible que las mujeres se encuentren en desventaja en comparación con los hombres cuando se trata de nuevos tipos de trabajos como los relacionados con ciencia de datos y conducción en aplicaciones de transporte debido a desigualdades estructurales preexistentes.

En la era de la automatización, las poblaciones históricamente excluidas se enfrentan a nuevos desafíos que se suman a los ya establecidos. La automatización amenaza con reemplazar numerosos empleos, lo que obliga a estas poblaciones a adaptar su modo de trabajar. Sin embargo, las desigualdades arraigadas complican aún más esta transición. Si estas personas logran hacer la transición hacia roles más altamente cualificados, podrían encontrar trabajos mejor remunerados y más productivos, pero de lo contrario, podrían enfrentar una creciente brecha salarial o abandonar el mercado laboral. Por estos motivos, este contexto representa un punto de inflexión con desafíos y oportunidades; es fundamental tomar medidas para garantizar que las poblaciones rezagadas en el mercado laboral tengan acceso a las oportunidades que ofrece la transformación digital y puedan participar de los beneficios de los nuevos avances tecnológicos.

A pesar de la importancia del tema, la mayoría de la evidencia empírica y de las investigaciones se ha centrado en países desarrollados. El impacto de la automatización puede variar incluso dentro de los países a nivel local. Por lo tanto, es necesario examinar cómo estos problemas afectan a las poblaciones en países en desarrollo y cómo se pueden implementar políticas y estrategias para abordar estos problemas en el país. En contraste, las economías emergentes se abarca una amplia gama de realidades económicas diversas; estas economías se caracterizan por composiciones laborales distintas en términos de ocupaciones y características demográficas de los trabajadores.

Independientemente de las implicaciones a largo plazo de la inteligencia artificial (IA), resulta evidente que esta tiene el potencial de perturbar de manera significativa los mercados laborales, incluso a corto y mediano plazo, impactando a trabajadores de diversas profesiones y niveles de habilidad. La magnitud de estas interrupciones dependerá de dos factores clave: la velocidad y el sesgo hacia ciertos factores del progreso en la IA (WEF, 2023).

Investigaciones como las realizadas por Daron Acemoglu y Pascual Restrepo sugieren que la automatización podría haber sido el factor primordial que impulsó la desigualdad en el mercado laboral estadounidense (Acemoglu et al., 2021). Esta evidencia resalta la importancia de comprender cómo las tecnologías más modernas, como la inteligencia artificial (IA),



transformarán las brechas de género en el mercado laboral y podrían ser utilizadas como herramientas para reducir las desigualdades de género (WEF, 2023).

A menudo, aquellos inmersos en el ámbito de la alta tecnología tienden a enfocarse únicamente en los avances sorprendentes de la tecnología en sí misma, subestimando los desafíos organizativos, políticos, psicológicos e incluso tecnológicos que resultan difíciles de superar para su implementación exitosa (Estlund, 2021). Estos desafíos podrían representar barreras significativas en la integración efectiva de la inteligencia artificial en diversos ámbitos laborales y sociales.

En ese sentido, este estudio brinda una contribución en el marco de una economía en desarrollo como la de Colombia, donde la variedad en los empleos y la diversidad cobran una importancia fundamental, teniendo en cuenta la riqueza de su composición multicultural y pluriétnica. Es crucial identificar los elementos clave que permitan que las tecnologías emergentes no exacerben las desigualdades preexistentes, sino que se conviertan en herramientas para potenciar el trabajo, disminuyendo las disparidades laborales basadas en la raza y el género. La transformación digital, en el contexto colombiano, exige la atención a la diversidad en los equipos de trabajo, la inclusión de grupos marginados y la implementación de políticas equitativas para asegurar un desarrollo sostenible e inclusivo. Comprender cómo las disparidades en el mercado laboral inciden en la exposición de estas poblaciones a los riesgos y beneficios de la automatización es crucial para facilitar la transición de estas personas hacia los empleos emergentes del futuro.

## 4. Estimación de la exposición ocupacional, industrial y geográfica a la IA

Para determinar la exposición a la inteligencia artificial de las Ocupaciones en Colombia se utilizan varias bases de datos que: i) permiten relacionar la ocupación de las personas con su información demográfica; ii) permiten identificar las principales actividades que se llevan a cabo en cada ocupación o grupo de ocupaciones; iii) establecen una exposición a la IA para cada tipo de actividad.

Para ello, primero se calcula la representación étnica y de género a nivel de ocupación para poder posteriormente analizar su relación con medidas de exposición a la IA. Posteriormente se aplica la metodología para vincular avances en la IA con habilidades específicas de las ocupaciones siguiendo al metodología de Felten et al. (2018). A partir de ello, se calcula el Índice de Exposición Ocupacional a la IA (AIOE) para las ocupaciones de Colombia. Paso seguido se calcula la exposición a nivel industrial (AIIE) y a nivel geográfico (AIGE) con base en la propuesta de Felten and Raj (2023).

### 4.1. Estimación de representación étnica y de género por ocupación

Los datos utilizados para el análisis de la representación étnica y de género en el mercado laboral colombiano provienen de la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH), de donde se obtienen los microdatos para el período desde enero de 2021 hasta agosto de 2023. La GEIH incluye variables de información demográfica, de sexo, ingresos, ocupación (según la CIUO-08 A.C./CUOC) y rama de actividad (según la CIU).

La representación de cada grupo poblacional  $i$  en una ocupación (o grupo ocupacional)  $j$  se evalúa utilizando la siguiente fórmula:

$$R_{ij} = \frac{\text{Ocupados}_{ij}}{\text{Total de Ocupados}_j}$$

A través de estos indicadores, es posible detectar la presencia de segregación ocupacional cuando un grupo demográfico se encuentra sobrerrepresentado o subrepresentado en una categoría laboral específica. Las causas de esta segregación ocupacional son diversas, pudiendo atribuirse a prejuicios sociales vinculados a la demografía de los trabajadores, a la falta de igualdad de oportunidades en el acceso a la educación y al empleo, a prácticas de contratación sesgadas, a estereotipos arraigados y a la persistencia de estructuras organizativas que pueden mantener la exclusión de ciertos grupos, entre otros factores.

#### 4.1.1. Representación ocupacional por sexo

Los hombres y mujeres tienden a agruparse en diferentes ocupaciones tanto en economías maduras como en las emergentes, y esto influye en la forma en que cada género se ve afectado por la automatización. Por ejemplo, en muchos países, las mujeres representan más del 70 por ciento de los trabajadores en el sector de la salud y la asistencia social, pero menos del 25 por ciento de los operadores de máquinas y trabajadores artesanales (McKinsey Global Institute, 2019). La «división sexual del trabajo» muchas veces perpetua la asignación de roles y responsabilidades específicos a hombres y mujeres dentro de una sociedad, lo que influye en la manera en que diferentes tareas y funciones son distribuidas entre los géneros. Para analizar la segregación sexual en el mercado laboral colombiano, se calcula la representación de hombres y mujeres en cada uno de los 43 subgrupos ocupacionales según la Clasificación Única de Ocupaciones para Colombia (CUOC). Cada uno de estos subgrupos, se identificó mediante un código de 2 dígitos.

La Tabla 4-1 proporciona información sobre la representación de las mujeres en las 10 ocupaciones en donde tienen mayor participación. Las mujeres que trabajan en estos subgrupos principales representan el 28.52% de las personas ocupadas. Estos resultados destacan que una proporción significativa de mujeres empleadas se especializa en funciones vinculadas al servicio al cliente, el cuidado, y labores de oficina o secretariado.

Se destaca que tan solo el 16.76% de las personas que trabajan en el subgrupo “*Técnicos en tecnología de la información y las comunicaciones*” y 20.89% de las “*Profesionales de tecnología de la información y las comunicaciones*” son mujeres. Estos datos resaltan la brecha de género en la industria de la tecnología, específicamente en roles técnicos y profesionales de tecnología de la información y las comunicaciones. Promover la diversidad de género en estos campos aún es un reto importante que debe ser abordado.

Por otra parte, en la tabla 4-2 se presenta la representación por género en las 10 ocupaciones con mayor predominio de hombres. Se destaca una significativa sobre-representación de hombres en roles asociados a la industria manufacturera, la construcción, la minería,

**Tabla 4-1.:** Representación Ocupacional Mujeres

| CUOC | Nom_Ocupacion_CUOC   | <i>R_imujer</i> | <i>R_ihombre</i> |
|------|--|-----------------|------------------|
| 91   | Personal Domestico Y De Aseo   | 88.53 %         | 10.90 %          |
| 53   | Trabajadores De Los Cuidados Personales                                      | 85.41 %         | 14.03 %          |
| 94   | Ayudantes De Preparación De Alimentos  | 75.48 %         | 22.86 %          |
| 51   | Trabajadores De Los Servicios Personales                                     | 71.68 %         | 26.49 %          |
| 32   | Técnicos Y Profesionales Del Nivel Medio De La Salud                         | 70.97 %         | 28.92 %          |
| 41   | Oficinistas  | 69.38 %         | 30.45 %          |
| 23   | Profesionales De La Educación  | 64.00 %         | 35.82 %          |
| 33   | Técnicos Y Profesionales Del Nivel Medio En Las Finanzas Y La Administración | 64.00 %         | 35.87 %          |
| 22   | Profesionales De La Salud  | 63.92 %         | 36.02 %          |
| 42   | Empleados De Trato Directo Con El Público                                    | 60.48 %         | 39.18 %          |

**Fuente:** elaboración propia a partir de datos de la GEIH

la agricultura y las fuerzas militares. Estos grupos ocupacionales entran dentro de lo que comúnmente se cataloga como trabajos de cuello azul (*blue collar wors*), caracterizados por la predominancia de ejecución de tareas manuales que requieren generalmente más habilidades físicas que intelectuales. Los trabajos de cuello azul suelen requerir niveles educativos relativamente bajos, ya que gran parte de ellos se centran en habilidades laborales manuales.

#### 4.1.2. Representación Ocupacional reconocimiento étnico

En la Figura 4-1 se presentan los cálculos de representación para los 20 subgrupos principales de la Clasificación Única de Ocupaciones (CUOC) con el mayor porcentaje de personas que se autorreconocen étnicamente, según los cinco grupos definidos por la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH).

Se destaca la marcada presencia en roles vinculados a artesanos y operarios de las artes gráficas, entre otros, con un 33.70 % de representación. Además, se registra una significativa participación del 12.50 % en la categoría de "trabajadores agropecuarios, pescadores, cazadores y recolectores de subsistencia". En lo que respecta a la comunidad NARP (Negros, Afrodescendientes, Raizales y Palenqueros), se evidencia una representación considerable del 28.93 % en ocupaciones como trabajadores forestales calificados, pescadores y cazadores en actividades orientadas al mercado. Adicionalmente, se observa una contribución cercana al 12 % en diversos sectores laborales, abarcando roles como operadores de instalaciones fijas y máquinas, obreros y peones en la minería, la construcción, la industria manufacturera, el

**Tabla 4-2.:** Representación Ocupacional hombres

| <b>CUOC</b> | <b>Nom_Ocupacion_CUOC</b>  | <i>R_ihombre</i> | <i>R_imujer</i> |
|-------------|--|------------------|-----------------|
| 83          | Conductores De Vehículos Y Operadores De Equipos Pesados Móviles                                 | 97.94 %          | 1.79 %          |
| 71          | Oficiales Y Operarios De La Construcción (Excluyendo Electricistas)                              | 97.89 %          | 1.62 %          |
| 74          | Oficiales Y Operarios De Electricidad Y Electrónica  | 97.33 %          | 2.26 %          |
| 72          | Oficiales Y Operarios De La Metalurgia; Mecánicos Y Reparadores De Máquinas Y Afines             | 97.18 %          | 1.66 %          |
| 62          | Trabajadores Forestales Calificados, Pescadores Y Cazadores En Actividades Orientadas Al Mercado | 92.11 %          | 6.05 %          |
| 93          | Obreros Y Peones De La Minería, La Construcción, La Industria Manufacturera Y El Transporte      | 91.72 %          | 6.67 %          |
| 31          | Técnicos Y Profesionales Del Nivel Medio De Las Ciencias Y La Ingeniería                         | 89.87 %          | 10.01 %         |
| 63          | Trabajadores Agropecuarios, Pescadores, Cazadores Y Recolectores De Subsistencia                 | 87.50 %          | 8.33 %          |
| 92          | Obreros Y Peones Agropecuarios, Pesqueros Y Forestales   | 85.20 %          | 11.78 %         |
| 03          | Otros Miembros De Las Fuerzas Militares  | 84.73 %          | 15.24 %         |

**Fuente:** elaboración propia a partir de datos de la GEIH

transporte y en oficios como oficiales y operarios de la construcción.

Es relevante señalar que la presencia en el grupo de profesionales de tecnología de la información y las comunicaciones alcanza solo el 5.22 %, mientras que en el grupo de técnicos en tecnología de la información y las comunicaciones es de tan solo el 8.34 %. Esta discrepancia resalta la imperante necesidad de explorar y abordar posibles desafíos y brechas en la representación étnica, especialmente en estos campos específicos.

## 4.2. Método para Vincular Avances en la Inteligencia Artificial con las Habilidades

Usualmente en la literatura para determinar la exposición laboral a la inteligencia artificial y la automatización en las ocupaciones se utilizarán indicadores basados en tareas o indicadores basados en habilidades. Por un lado, los indicadores basados en tareas están alineados con el paradigma denotado como “Nuevo Trabajo y Resignación de Tareas” que conceptualiza el trabajo como una serie de tareas y luego explora cómo estas tareas se redistribuyen

entre trabajadores y máquinas. En el análisis basado en tareas, se busca comprender cómo la IA amplía la frontera de las tareas automatizables, cuestionando la extensión de la frontera tecnológica en el ámbito laboral.

Por otro lado, los indicadores basados en habilidades se centran en evaluar qué habilidades de los trabajadores serán más o menos valiosas en un contexto laboral transformado por la automatización y la inteligencia artificial. O\*NET (2022) define las habilidades como “atributos perdurables del individuo que influyen en el rendimiento”. De acuerdo con Linjawi (2018) actualmente las nuevas tecnologías se programan para abordar tres categorías de habilidades: 1) habilidades físicas, relacionadas con la movilidad y capacidad de manipulación; 2) habilidades cognitivas, para manipulación informática o de datos, como aprendizaje, razonamiento y resolución de problemas; y 3) habilidades sociales, para describir la capacidad social del robot, como emociones, relaciones, comportamientos y personalidad. Dado que estas habilidades son disruptivas para el mercado laboral, es esencial prestar atención a su impacto.

En este trabajo se utilizan indicadores basados en habilidades ya que estas, al contrario de las tareas, logran capturar lo que el individuo tiene para aportar en su ocupación dada. Para ello se utilizarán indicadores basados en habilidades según la metodología propuesta por Felten and Raj (2023), que se explica en la siguiente sección. Pero antes de determinar la exposición laboral a la inteligencia artificial y la automatización de las principales ocupaciones en Colombia, se aplica un método para vincular los avances en la Inteligencia Artificial con las habilidades laborales (Felten et al., 2018). Este método permite determinar, de las habilidades que se requieren en el mercado laboral cuáles están más expuestas a la IA. A partir de la agregación de la exposición de las habilidades se puede posteriormente realizar el cálculo de la exposición de cada ocupación

Para determinar la exposición a nivel de habilidades, se utilizan microdatos del mercado laboral colombiano provenientes de la GEIH. A partir de la CIUO se extrapolan las principales habilidades que se requieren para cada ocupación del modelo O\*NET (Occupational Information Network). El modelo O\*NET describe las actividades realizadas y habilidades requeridas para un conjunto de 923 ocupaciones, indica la proporción del tiempo que el trabajador desempeña realizando cada tipo de tarea, así como la relevancia de cada una de las 32 habilidades principales identificadas. Se recurre a estas bases de datos porque en Colombia no hay una fuente de información sobre ocupaciones que integre estas dimensiones.

Adicionalmente, se emplea la base de datos de la Fundación Frontera Electrónica (EFF, por sus siglas en inglés), que se centra en evaluar el progreso de la inteligencia artificial a través de su aplicación a diversos problemas. Los datos recopilados analizan el rendimiento de la inteligencia artificial en la resolución de un conjunto específico de problemas. La taxonomía

de este conjunto de datos se estructura de la siguiente manera: un conjunto de problemas, etiquetados con diferentes atributos como visión, juegos abstractos, lenguaje, modelado del mundo y seguridad; métricas de desempeño, que describen la capacidad del software para aprender de los problemas mediante los datos de entrenamiento; mediciones, que representan las puntuaciones obtenidas por algoritmos específicos en estas métricas.

Para calcular la exposición de cada habilidad se utiliza la siguiente fórmula:

$$A_{ij} = \sum_{i=1}^{10} x_{ij}$$

En la ecuación, la variable  $i$  indexa la aplicación de inteligencia artificial.

En este análisis, se consideran diez posibles aplicaciones de IA, que incluyen: 1) juegos de estrategia abstracta, 2) videojuegos en tiempo real, 3) reconocimiento de imágenes, 4) respuesta a preguntas visuales, 5) generación de imágenes, 6) comprensión de lectura, 7) modelado de lenguaje, 8) traducción, 9) reconocimiento de voz, y 10) reconocimiento de pistas instrumentales.

La exposición a nivel de habilidad, representada por  $x_{ij}$ , se deriva de una matriz de relación, que ofrece una evaluación de la conexión entre posibles aplicaciones de la IA y habilidades en el contexto laboral. Esta matriz se enlaza las 10 aplicaciones de inteligencia artificial, mencionadas anteriormente, con las 52 habilidades laborales del modelo O\*NET. La construcción de esta matriz se lleva a cabo a través de las respuestas proporcionadas por los "trabajadores independientes" de la plataforma web mTurk de Amazon, siguiendo la metodología propuesta por Felten et al. (2018). Este conjunto de datos se emplea para generar una medida de la relación existente entre aplicaciones y habilidades, la cual oscila entre 0 y 1.

Como resultado de la aplicación del método, se presenta la Tabla **A-1**. Se evidencia que la exposición a la inteligencia artificial, en este contexto, influye principalmente en habilidades cognitivas, como el aprendizaje, razonamiento y resolución de problemas, específicamente en la manipulación de información o datos. Por otro lado, las habilidades físicas, que históricamente fueron relevantes en otros avances tecnológicos, parecen quedar en un segundo plano en el contexto de la IA.

### 4.3. Índice de exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial (AIOE)

A partir de los resultados de la tabla 4-2 se procede a la construcción del Índice de exposición ocupacional a la Inteligencia Artificial (AIOE, por sus siglas en inglés) siguiendo la metodología de Felten et al. (2018). Para cada ocupación el AIOE se calcula de la siguiente manera:

$$AIOE_k = \frac{\sum_{j=1}^{52} A_{ij} \cdot L_{jk} \cdot I_{jk}}{\sum_{j=1}^{52} L_{jk} \cdot I_{jk}}$$

Donde:

- $i$  representa una aplicación de IA (ej. reconocimiento de imágenes, respuesta a preguntas visuales, comprensión de lectura etc.)
- la variable  $j$  indexa la habilidad ocupacional para cada una de las 52 habilidades utilizadas por la base de datos O\*NET para describir los requisitos laborales, según se detalla en la tabla A-1.
- $k$  indexa la ocupación en sí.

Se analiza la exposición de cada ocupación a la inteligencia artificial mediante la consideración de un conjunto de habilidades específicas, teniendo en cuenta tanto su prevalencia ( $L_{jk}$ ) como su importancia ( $I_{jk}$ ) dentro de la ocupación, utilizando datos de O\*NET. Este proceso implica la aplicación de una ponderación, que consiste en multiplicar la exposición a la inteligencia artificial asociada a cada habilidad por los respectivos puntajes de prevalencia e importancia en cada ocupación.

Se entiende como prevalencia, a la frecuencia con la que se requiere una habilidad en el mercado laboral, y como importancia, al grado en que la habilidad contribuye al éxito en el trabajo. Por ejemplo, para los directores ejecutivos (CEOs), O\*NET considera habilidades como la comprensión oral (importancia: 4.5; prevalencia: 4.88) y la expresión oral (importancia: 4.38; prevalencia: 5) como altamente importantes, y habilidades como la velocidad de movimiento de las extremidades y la fuerza estática como no esenciales (para ambas, importancia: 1; prevalencia: 0).

El rango de valores del AI Occupational Exposure (AIOE) incluye medidas negativas. Sin embargo, es importante destacar que los valores negativos en el AIOE no sugieren que una ocupación tenga una exposición negativa a la AI. Más bien, estos valores son resultado de una transformación estadística utilizada para facilitar la comparación entre ocupaciones. Esta transformación estandariza las medidas del AIOE de tal manera que la media a través de



las ocupaciones sea cero y la desviación estándar sea uno.

En resumen, valores altos del AIOE indican una mayor exposición a la IA y sugieren que los avances en esta tecnología podrían tener un impacto significativo en las habilidades requeridas para esas ocupaciones. Por el contrario, un AIOE bajo o cercano a cero indica una menor exposición a la IA, sugiriendo que su impacto podría ser cercano al promedio. Los valores negativos simplemente señalan que la exposición a la IA es menor que el promedio en comparación con otras ocupaciones.

La metodología del AIOE ofrece una medida de cómo las aplicaciones más comunes de la IA están relacionadas con las ocupaciones según su composición de habilidades, basada en la clasificación O\*NET. Es importante recalcar que el AIOE no mide la susceptibilidad de una ocupación a ser sustituida o automatizada por la IA, sino su exposición a este tipo de tecnologías según las habilidades requeridas. El AIOE mantiene el agnosticismo sobre la Sustitución o Complementariedad de la IA en las ocupaciones; Felten et al. aclaran que su medida no toma una postura sobre si la IA reemplazará o complementará el trabajo humano. El uso de "exposición" permite esta neutralidad, ya que el impacto puede variar significativamente dependiendo de si la IA se utiliza para automatizar tareas o para asistir y mejorar la capacidad humana.

#### 4.3.1. Diferencias de AIOE entre sexos

La Figura 4-2 presenta la relación entre la exposición a la inteligencia artificial (AIOE) y la presencia de hombres y mujeres en distintas ocupaciones. Inicialmente, resalta la abundancia de ocupaciones predominantemente masculinas, donde la representación femenina es casi inexistente, evidenciando una notoria falta de inclusión. En aquellas ocupaciones donde la presencia masculina se acerca al 100 %, la exposición a la inteligencia artificial tiende a ser baja o incluso negativa. Por otro lado, en trabajos donde las mujeres son mayoritarias, se observan niveles de exposición más significativos.

#### 4.3.2. Diferencias de AIOE entre Grupos Étnicos

La tabla 4-3 muestra la relación entre la representación de cada grupo étnico en cada ocupación, considerando los grupos principales de la CUOC (4 dígitos), y la exposición de la ocupación a la IA. Se observa a nivel general una baja representación étnica en muchas ocupaciones. Se identifican agrupaciones específicas de ocupaciones con una alta representación de indígenas y de la población NARP, donde también se registran niveles significativos de exposición a la Inteligencia Artificial (IA).

## 4.4. Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial(AIIE)

La construcción de la medida de exposición a la inteligencia artificial a nivel de la industria implica la agregación del AIOE a lo largo de todas las ocupaciones dentro de una industria. La Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial (AIIE) toma un promedio ponderado del AIOE de las ocupaciones de la industria. Esta medida nos permite hacer un seguimiento de qué industrias tienen mayor exposición a la inteligencia artificial.

La fórmula para calcular AIIE para cada industria es la siguiente:

$$AIIE_d = \frac{\sum_{i=1}^n (AIOE_i \times E_i)}{\sum_{i=1}^n E_i}$$

Donde:

- $d$  indexa la industria según el código CIU
- $AIOE_i$  es la Exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial para la ocupación  $i$
- $E_i$  es el número de personas empleadas en la ocupación  $i$
- $n$  es el número total de ocupaciones en la industria

Al aplicar la fórmula para cada división (2 dígitos) de la CIU, se obtiene la tabla **B-1**.

## 4.5. Exposición Geográfica de la Inteligencia Artificial(AIGE)

Para calcular la medida de exposición a la inteligencia artificial a nivel geográfico (AIGE) se agregan las AIIE a nivel de industrias dentro de una zona geográfica específico utilizando los códigos departamentales de la División Político-Administrativa (DIVIPOLA).

Para ello se utiliza la siguiente fórmula:

$$AIGE_g = \sum_{d=1}^n AIIE_d$$

Donde  $AIIE_d$  es la medida de exposición a la inteligencia artificial en la industria  $d$ , y la suma se realiza sobre todas las industrias en la zona geográfica  $n$ .

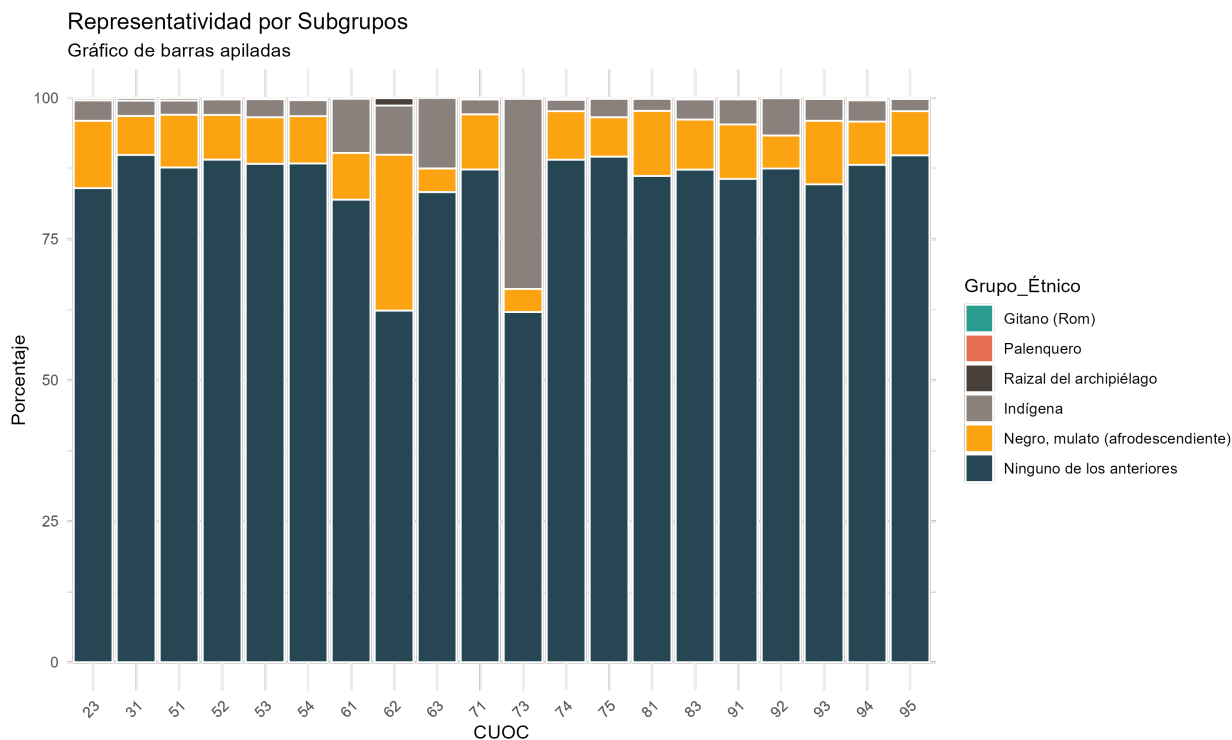
Al aplicar la fórmula a los departamentos según el código Divipola, se generan los datos presentados en la Tabla **4-3** y la Figura **4-4**. Esta tabla, que muestra la Exposición Geográfica de IA por Departamento (AIGE), ofrece una visión amplia y diversa del impacto de la

inteligencia artificial en distintas zonas de Colombia. Los valores numéricos representan una gama significativa en la adopción o presencia de la IA a nivel departamental. Departamentos como Bogotá, D.C., Vaupés y San Andrés y Providencia exhiben valores notoriamente altos, lo que sugiere una influencia o desarrollo más marcado de la IA en estas áreas. En contraste, otros departamentos como Cundinamarca, Norte de Santander y Magdalena muestran valores negativos, indicando una presencia o impacto más reducido de la IA en comparación con el resto. Esta variabilidad geográfica destaca áreas potenciales para el crecimiento adicional de la inteligencia artificial y subraya la importancia de considerar las disparidades regionales al abordar la adopción tecnológica en el país.

**Tabla 4-3.:** Exposición Geográfica IA por Departamento (AIGE)

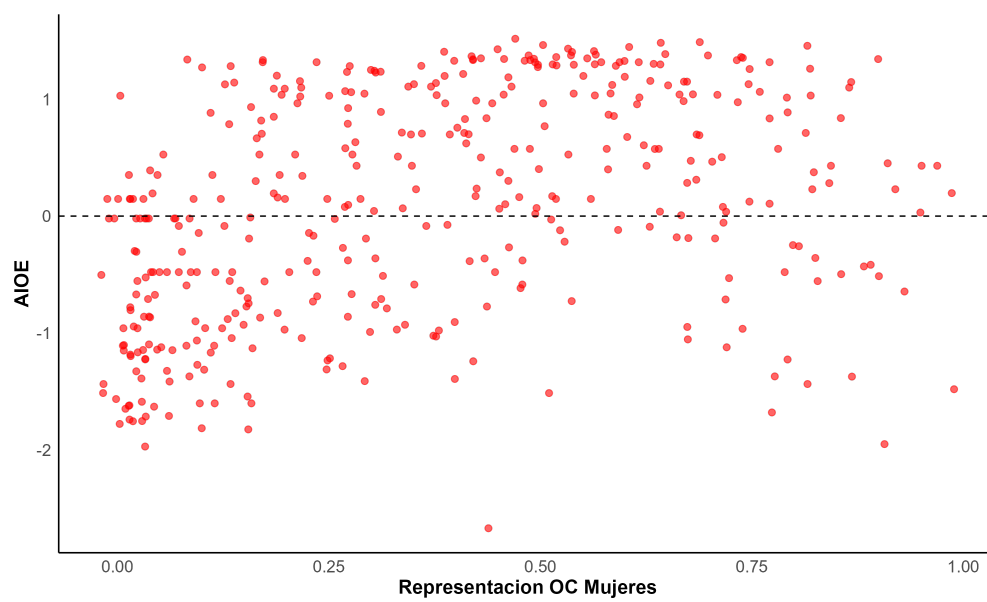
| Código | Departamento             | AIGE  |
|--------|--------------------------|-------|
| 05     | Antioquia                | 0,08  |
| 08     | Atlántico                | -0,39 |
| 11     | Bogotá, D.C.             | 2,70  |
| 13     | Bolívar                  | -0,52 |
| 15     | Boyacá                   | 1,24  |
| 17     | Caldas                   | 0,24  |
| 18     | Caquetá                  | -0,75 |
| 19     | Cauca                    | -0,04 |
| 20     | Cesar                    | -0,67 |
| 23     | Córdoba                  | -0,69 |
| 25     | Cundinamarca             | -1,21 |
| 27     | Chocó                    | -0,14 |
| 41     | Huila                    | -0,90 |
| 44     | La Guajira               | -0,97 |
| 47     | Magdalena                | -1,05 |
| 50     | Meta                     | -0,28 |
| 52     | Nariño                   | -0,53 |
| 54     | Norte de Santander       | -1,18 |
| 63     | Quindío                  | -0,33 |
| 66     | Risaralda                | 0,09  |
| 68     | Santander                | 0,27  |
| 70     | Sucre                    | -1,06 |
| 73     | Tolima                   | -0,83 |
| 76     | Valle del Cauca          | 0,11  |
| 88     | San Andrés y Providencia | 0,93  |
| 97     | Vaupés                   | 2,94  |

**Fuente:** elaboración propia a partir de datos de la GEIH

**Figura 4-1.:** Representación ocupacional Grupos Étnicos

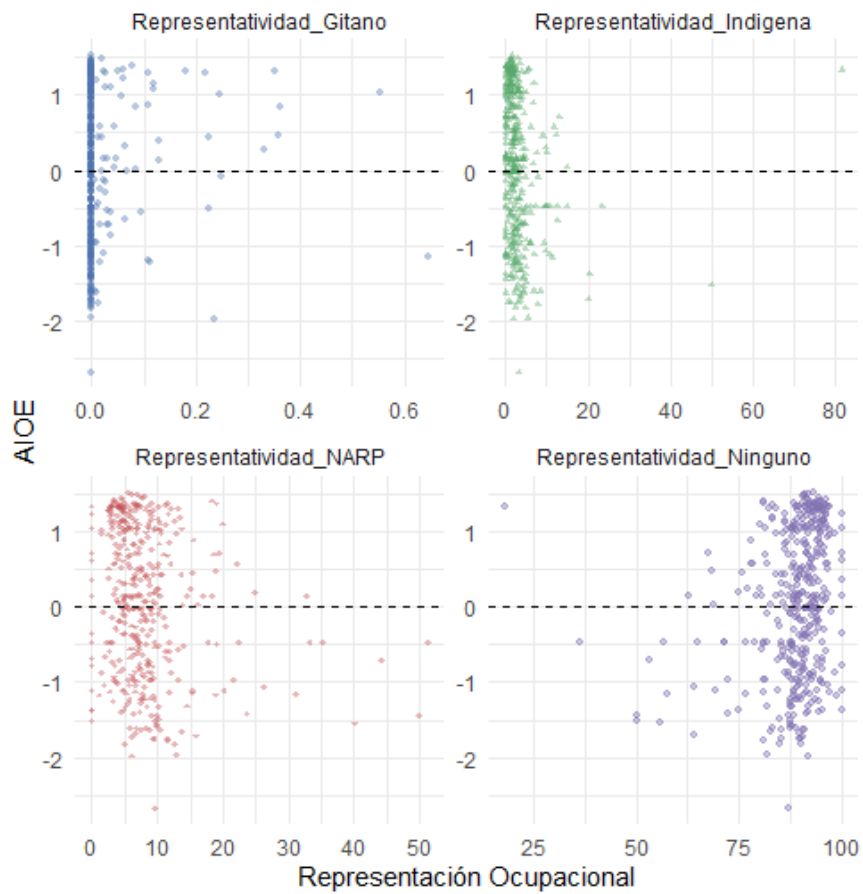
**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos de la GEIH

| CUOC | Sub Grupos Principales   |
|------|--|
| 23   | Profesionales de la Educación  |
| 31   | Técnicos y Profesionales del Nivel Medio de las Ciencias y la Ingeniería                         |
| 51   | Trabajadores de los Servicios Personales   |
| 52   | Vendedores   |
| 53   | Trabajadores de los Cuidados Personales  |
| 54   | Personal de los Servicios de Protección  |
| 61   | Agricultores y Trabajadores Calificados de Explotaciones Agropecuarias con Destino al Mercado    |
| 62   | Trabajadores Forestales Calificados, Pescadores y Cazadores en Actividades Orientadas al Mercado |
| 63   | Trabajadores Agropecuarios, Pescadores, Cazadores y Recolectores de Subsistencia                 |
| 71   | Oficiales y Operarios de la Construcción (Excluyendo Electricistas)                              |
| 73   | Artesanos y Operarios de las Artes Gráficas y Afines   |
| 74   | Oficiales y Operarios de Electricidad y Electrónica  |
| 75   | Oficiales y Operarios de Procesamiento de Alimentos, de la Confección, Ebanistas y Afines        |
| 81   | Operadores de Instalaciones Fijas y Máquinas   |
| 83   | Conductores de Vehículos y Operadores de Equipos Pesados Móviles                                 |
| 91   | Personal Doméstico y de Aseo   |
| 92   | Obreros y Peones Agropecuarios, Pesqueros y Forestales   |
| 93   | Obreros y Peones de la Minería, la Construcción, la Industria Manufacturera y el Transporte      |
| 94   | Ayudantes de Preparación de Alimentos  |
| 95   | Vendedores Ambulantes de Servicios y Afines (Excluyendo Comidas de Preparación Inmediata)        |

**Figura 4-2.:** Relación AIOE y representación Ocupacional mujeres

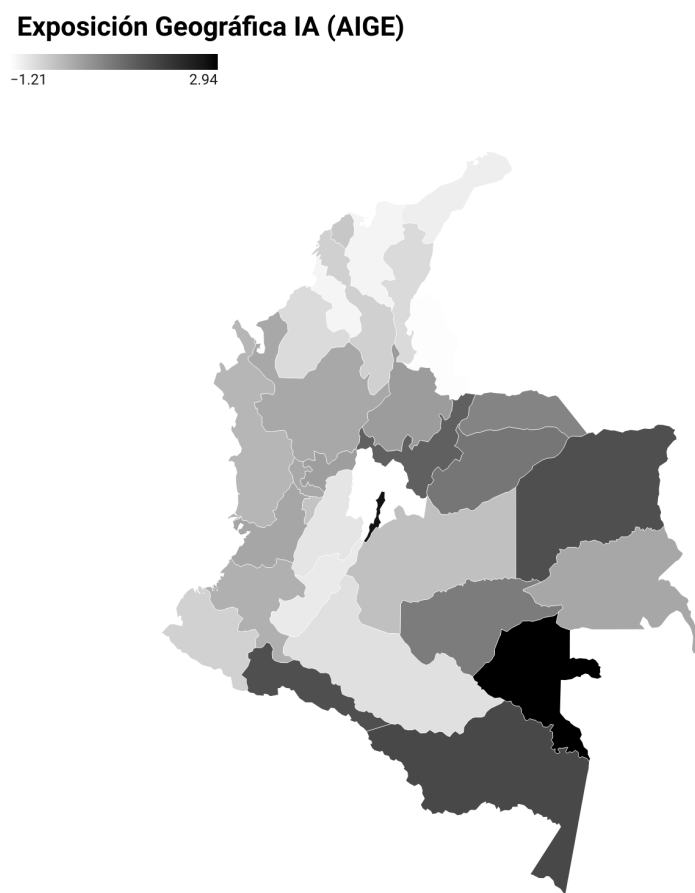
**Fuente:** elaboración propia a partir de datos de la GEIH

Figura 4-3.: AIOE Grupos Étnicos



**Fuente:** elaboración propia a partir de datos de la GEIH

**Figura 4-4.:** Exposición Geográfica IA por Departamento (AIGE)



**Fuente:** elaboración propia

## 5. Análisis del AIOE

Esta sección se centra en el análisis detallado del Índice de Exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial (AIOE), se profundiza en la comprensión de cómo la IA está cambiando el panorama laboral y sus implicaciones para la inclusión y la equidad en el trabajo. Para ello, en primer lugar, se analiza cómo la IA afecta a diferentes ocupaciones en términos de indicadores laborales como el salario, el número de ocupados y la educación requerida en cada ocupación, teniendo en cuenta diferencias entre niveles de ingresos. En segundo lugar, teniendo en cuenta que el AIOE es neutral en cuanto a si la IA reemplaza o complementa el trabajo humano, se revisa la relación del AIOE con la prevalencia o ausencia de habilidades digitales que permitan aprovechar los beneficios de la IA en el trabajo. Este análisis incluye una revisión de evidencias sobre cómo la IA puede actuar como complemento o sustituto de la fuerza laboral según la ocupación. Por último, se analizan los efectos heterogéneos del AIOE según la diversidad de género y étnica en el contexto de laboral.

### 5.1. Análisis del AIOE en relación con indicadores ocupacionales

Para analizar la relación entre el Índice de Exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial (AIOE) y diversos indicadores a nivel ocupacional del mercado laboral colombiano, se aplica un modelo de efectos fijos, conforme a las propuestas de Felten and Raj (2023). La especificación del modelo se presenta a continuación:

$$Y_{ij} = \lambda_j + \beta_1 \cdot AIOE_{ij} + \beta_2 \cdot base\_hab_{ij} + u_{ij} \quad (5-1)$$

Donde  $Y_{ij}$  representa cada una de las variables ocupacionales a considerar. Cada  $Y_i$  corresponde a una ocupación específica  $i$  (Grupo Primario) y se considera dentro de un Subgrupo Principal Ocupacional  $j$  durante el periodo de enero de 2021 a agosto de 2023. El conjunto de variables se describe a continuación:

1. **Salario mediano por ocupación:** El salario mediano se calcula a partir de los datos de la GEIH. Se selecciona este indicador en lugar del salario medio, ya que es menos susceptible a distorsiones por valores extremos; este indicador proporciona una representación más precisa del ingreso típico.



2. **Educación requerida:** Representa el nivel medio de educación necesario para cada ocupación, basado en datos de la Red de Información Ocupacional (O\*NET). Esta información se contrasta con datos de escolaridad de la GEIH.
3. **Crecimiento del empleo:** Representa el cambio porcentual en el número de personas ocupadas en la ocupación  $i$  durante el periodo de estudio.

El  $AIOE_i$ , como se ha mencionado anteriormente, es el Índice de Exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial para la ocupación  $i$ . El término  $base\_hab_{ij}$  se refiere al conjunto de habilidades base promedio que se requiere en el desempeño cada ocupación; refleja la combinación general de competencias requeridas para una ocupación, derivada de la combinación de entre las 52 habilidades humanas que O\*NET utiliza. Se obtiene como la suma ponderada de la prevalencia ( $L_{jk}$ ) e importancia ( $I_{jk}$ ) del listado de habilidades de una ocupación. Por su parte,  $\lambda_j$  representa los efectos fijos para cada Subgrupo Principal Ocupacional, capturando características invariables de cada ocupación que pueden influir en los salarios.

Al realizar la estimación de la regresión 5-2 para el conjunto de variables dependientes se obtienen los resultados de la Tabla 5-1. La relación entre el AIOE y el salario mediano (columna 1), indica que las ocupaciones con mayor exposición a la IA tienden a tener salarios más altos. El coeficiente de AIOE se interpreta como una semi-elasticidad: por cada aumento unitario en AIOE, se espera que el salario medio aumente en aproximadamente 18.1%. Esto podría implicar que los trabajos más expuestos a la IA actualmente son más valorados en el mercado laboral posiblemente debido a su complejidad y al nivel de habilidad requerido.

Sin embargo, no se observa una relación significativa entre el crecimiento del empleo y el AIOE. Y adicionalmente, al incluir la medida de grado de automatización de la ONE\*T<sup>1</sup> en las regresiones, no se identificaron relaciones significativas con ninguna de las variables dependientes estudiadas.

Por otra parte, la columna (2) muestra que la educación requerida tiene un efecto positivo y significativo en el salario, lo que es congruente con el paradigma de la “Carrera de la educación” (mencionado en la sección 2). Este paradigma sustenta que a medida que los cambios tecnológicos incrementan la demanda de habilidades, hacen que aquellas ocupaciones que requieren más educación tiendan a ofrecer mejores salarios. La literatura existente ha sugerido que los cambios tecnológicos recientes han estado sesgados a favor de las habilidades; es decir, los avances tecnológicos han aumentado de manera desproporcionada la productividad de las y los trabajadores con alta cualificación, mejorando sus salarios.

---

<sup>1</sup>ONET evalúa la exposición general a la automatización de cada trabajo, abarcando múltiples formas de automatización más allá de la influencia específica de la IA. La base de datos está disponible en <https://www.onetonline.org/find/descriptor/result/4.C.3.b.2>

Tabla 5-1.: Regresión Salario

| Variables       | (1)<br>ln(Salario mediano) | (2)<br>Educación requerida | (3)<br>Crecimiento del Empleo |
|-----------------|----------------------------|----------------------------|-------------------------------|
| AIOE            | 0.181***<br>(0.048)        | 1.229***<br>(0.170)        | -0.070<br>(0.095)             |
| Base hab. prom. | 0.043**<br>(0.017)         | 0.253***<br>(0.051)        | -0.074**<br>(0.031)           |
| Constante       | 13.714***<br>(0.162)       | 1.900***<br>(0.501)        | 1.218***<br>(0.312)           |
| Observaciones   | 280                        | 279                        | 276                           |
| R-cuadrado      | 0.701                      | 0.832                      | 0.163                         |

*Errores estándar robustos entre paréntesis*  
\*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$

Fuente: elaboración propia

Para la interpretación de estos resultados hay que tener en cuenta que la medida del AIOE proporciona una evaluación de la exposición a la inteligencia artificial (IA), pero no determina directamente su impacto. Es crucial reconocer que esta exposición puede tener efectos tanto positivos como negativos, ya que podría conducir a la sustitución de puestos de trabajo o al aumento de la productividad. Por tanto, la exposición a la IA de estos resultados no debe interpretarse automáticamente como un deterioro de las condiciones laborales o una reducción en el número de empleos, especialmente en aquellos con salarios altos. Para comprender si el impacto de la IA es beneficioso o perjudicial, es esencial examinar la relación del AIOE con la presencia de habilidades digitales complementarias Felten et al. (2021), como se realiza en la sección 5.2. Antes de explorar esta relación, en la siguiente sección se examina cómo el AIOE varía entre diferentes grupos clasificados según su categoría ocupacional e ingresos.

### 5.1.1. Comparación del AIOE entre Grupos de Ingreso

En esta parte se examina cómo el AIOE influye de manera heterogénea en distintas categorías de ingresos. Para ello se categoriza a las ocupaciones por terciles: ingresos altos, medios y bajos. Para cada grupo se aplica el modelo de efectos fijos de la ecuación 5-2. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 5-2.

En los terciles de ingresos altos y medios (columna 1 y 2) se evidencia una relación positiva y significativa entre el AIOE y los salarios. Este fenómeno es más pronunciado en los ingresos altos en donde el coeficiente es superior. En el caso de los ingresos bajos, esta relación significativa no se observa, sugiriendo una dinámica distinta en este segmento salarial. La

**Tabla 5-2.:** Regresión Clasificación de Ingreso

| Variables       | Ingreso Mediano Alto       |                            | Ingreso Mediano Medio      |                            | Ingreso Mediano Bajo       |                            |
|-----------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|
|                 | (1)<br>ln(Salario mediano) | (2)<br>Educación requerida | (3)<br>ln(Salario mediano) | (4)<br>Educación requerida | (5)<br>ln(Salario mediano) | (6)<br>Educación requerida |
| AIOE            | 0.215***<br>(0.074)        | 1.979***<br>(0.450)        | 0.051**<br>(0.024)         | 1.143***<br>(0.247)        | 0.075<br>(0.065)           | 0.771***<br>(0.210)        |
| Base hab. prom. | 0.077**<br>(0.031)         | 0.679***<br>(0.156)        | 0.008<br>(0.010)           | 0.275***<br>(0.102)        | 0.022<br>(0.022)           | 0.074*<br>(0.044)          |
| Constant        | 13.739***<br>(0.337)       | -1.600<br>(1.777)          | 13.951***<br>(0.092)       | 0.989<br>(0.947)           | 13.480***<br>(0.217)       | 2.400***<br>(0.440)        |
| Observations    | 99                         | 98                         | 87                         | 87                         | 84                         | 84                         |
| R-squared       | 0.329                      | 0.591                      | 0.385                      | 0.758                      | 0.358                      | 0.636                      |

*Errores estándar robustos entre paréntesis*

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

**Fuente:** elaboración propia

relación del AIOE con la educación requerida es positiva y consistente en todos los niveles de ingreso; es más pronunciada en niveles de ingreso mayores. Esto sugiere que las ocupaciones más expuestas a la IA se caracterizan por niveles mayores de educación, lo que puede deberse a la necesidad de habilidades más técnicas o avanzadas en estas ocupaciones.

Dada la mayor exposición al grupo de trabajadores, más educados y con mayores salarios, para ver si en este caso la IA está ayudando a ampliar o reducir brechas en el mercado laboral, habrá que determinar si la exposición mejora o deteriora las condiciones laborales de este grupo específico. La literatura sugiere que la complementariedad de la IA en una ocupación esta determinada por la presencia de habilidades digitales que permitan su aprovechamiento (p. ej. Felten et al. 2019, Autor and Dorn 2012). En la siguiente sección se abordará esto desde un análisis de regresión de habilidades complementarias.

## 5.2. Análisis de Regresión del AIOE con relación a habilidades complementarias

Esta sección se dedica al análisis del AIOE en relación con su impacto sobre habilidades laborales, distinguiendo entre aquellas que son susceptibles de ser reemplazadas por IA y las que resultan complementarias. Por un lado, la literatura indica que la IA tiene la capacidad de afectar ocupaciones con un rango amplio de habilidades, extendiéndose más allá de las ocupaciones monótonas o rutinarias. Esto incluye trabajos que requieren habilidades cognitivas, sensoriales o creativas avanzadas, sugiriendo que la IA podría reemplazar o modificar significativamente estas áreas laborales. Por tal motivo vale la pena indagar como la exposición a la IA se relaciona con la prevalencia o ausencia de dichas habilidades en distintas ocupaciones.

En contraste, en la literatura se ha mencionado que para aprovechar los beneficios de la IA

se requiere acceso a tecnologías y conectividad, y habilidades digitales. En ese sentido, la presencia de habilidades específicas complementarias a la IA (como la programación y el uso avanzado de computadores) determina si la exposición de una ocupación a la IA resulta en deterioro o mejora de las condiciones del trabajador (Felten et al., 2019). La hipótesis subyacente es que las ocupaciones expuestas a la IA, pero que también poseen habilidades avanzadas en programación y uso de computador, pueden experimentar una mejora significativa en su productividad en lugar de sufrir impactos negativos. Esta idea se apoya en la noción de que la IA, al tiempo que puede automatizar ciertas tareas, también ofrece herramientas que potencian las capacidades humanas, especialmente en aquellos trabajos donde la programación y el uso de computador son fundamentales. En tales ocupaciones, la IA podría actuar más como un complemento que como un sustituto del trabajo humano, aumentando la eficiencia y la productividad.

En ocupaciones donde este tipo de habilidades digitales no son prominentes, donde la IA tiene un mayor potencial de sustitución mediante la automatización completa de tareas, el impacto puede ser menos beneficioso. Este enfoque en la complementariedad entre habilidades humanas avanzadas y la IA es crucial para comprender los efectos multifacéticos de la tecnología en el mercado laboral y en la productividad en general.

Para explorar la relación entre la presencia de habilidades específicas en distintas ocupaciones y el *AIOE*, se adopta un modelo de efectos fijos, siguiendo la metodología establecida por Felten et al. (2021). Además, se incorpora el grado de automatización según O\*NET para examinar cómo la exposición a la Inteligencia Artificial y a la automatización en general difieren entre sí; esta medida de automatización no distingue si la automatización se produce a través de IA, robots, sensores u otro tipo de tecnología. Se procede a estimar la ecuación 5-2, utilizando como variables dependientes las siguientes:

1. **Habilidades Creativas:** se calcula como la relevancia de habilidades creativas (originalidad y flexibilidad de categoría) dentro del conjunto de 52 habilidades utilizadas por O\*NET para caracterizar cada ocupación.
2. **Habilidades Cognitivas Promedio:** indica en qué medida una ocupación se apoya en habilidades cognitivas, comparado con la base de habilidad promedio.<sup>2</sup>
3. **Habilidades Sensoriales Promedio:** muestra el grado en que una ocupación depende de habilidades sensoriales, en contraste con la base de habilidades promedio.
4. **Habilidades tecnológicas promedio:** Esta variable indica la relevancia de las habilidades tecnológicas en una ocupación, en comparación con la base de habilidades promedio de todas las ocupaciones

---

<sup>2</sup>Para más detalles sobre el conjunto de habilidades y su clasificación véase el Anexo A 6

5. **Uso de computadores promedio:** esta variable cuantifica la relevancia y frecuencia del uso de computadoras y sistemas informáticos (incluyendo tanto hardware como software) en distintas actividades laborales. Se considera un espectro amplio de tareas que van desde la programación, el diseño de software y la configuración de sistemas, hasta la entrada de datos y el procesamiento de información.
6. **Habilidades de programación promedio:** esta variable indica el grado en que una ocupación requiere la capacidad de escribir código para crear y ejecutar programas informáticos. Esta habilidad implica comprender los lenguajes de programación, las estructuras de datos y los algoritmos.

Tabla 5-3.: Regresión habilidades

| Variables     | (1)<br>Hab creativas       | (2)<br>Hab cognitivas      | (3)<br>Hab sensoriales    | (4)<br>Hab Técnicas       | (5)<br>Uso Computador     | (6)<br>Hab Programación   |
|---------------|----------------------------|----------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|
| GradAutom     | -0.002217***<br>(0.000541) | -0.005135***<br>(0.001581) | -0.000838<br>(0.001343)   | 0.009840**<br>(0.003823)  | 0.002174***<br>(0.000544) | 0.000768**<br>(0.000383)  |
| AIOE          | 0.010257***<br>(0.001238)  | 0.117910***<br>(0.005900)  | 0.012715***<br>(0.003215) | -0.014631<br>(0.010312)   | 0.008089***<br>(0.001131) | 0.002607***<br>(0.000687) |
| Hab Base      | -0.000385<br>(0.000440)    | -0.001969*<br>(0.001090)   | 0.001308<br>(0.000859)    | 0.014039***<br>(0.002740) | -0.000097<br>(0.000417)   | 0.000422<br>(0.000277)    |
| Constante     | 0.058013***<br>(0.004319)  | 0.598559***<br>(0.010721)  | 0.191462***<br>(0.008364) | 0.021072<br>(0.026286)    | 0.026730***<br>(0.004045) | 0.001607<br>(0.002702)    |
| Observaciones | 269                        | 269                        | 269                       | 269                       | 269                       | 269                       |
| R-squared     | 0.833657                   | 0.980578                   | 0.348000                  | 0.816926                  | 0.729014                  | 0.618047                  |

*Errores estándar robustos entre paréntesis*

\*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$

**Fuente:** elaboración propia

Los resultados para la estimación tomando estas variables dependientes se encuentran resumidos en la Tabla 5-3. La relación del AIOE con las habilidades cognitivas promedio (columna 2) es positiva lo que implica una mayor proporción de este tipo de habilidades en las ocupaciones más expuestas. Esto sugiere que la IA no solo está impactando tareas rutinarias, sino que también está transformando el trabajo cognitivo, anteriormente considerado como exclusivamente humano.

La relación con las habilidades sensoriales promedio (columna 3) es positiva, aunque el coeficiente es menor en comparación con las otras variables, indican que las tareas con porcentaje alto de habilidades sensoriales también están expuestas a la automatización por medio del uso de IA. La aplicación de la IA es cada vez más relevante para las ocupaciones que involucran tareas sensoriales complejas, lo cual se debe a los avances de esta tecnología particularmente en áreas como el reconocimiento de patrones y la detección del ambiente. Al contrastar esto con los coeficientes de la variable de grado de automatización se puede observar que la IA en particular logra afectar también a tareas creativas cognitivas y sensoriales, que antes no

eran automatizables.

La interpretación de los coeficientes en las columnas 5 y 6 muestra que las habilidades de programación y uso de computadoras se correlacionan positivamente con la exposición a la IA, lo que indica que las ocupaciones altamente expuestas a menudo cuentan, y posiblemente se benefician, con estas habilidades complementarias. A pesar de que el índice no toma postura respecto a si la exposición se traduce en complementariedad o sustitución de la IA al trabajo, el aparente impacto particular que tiene estas tecnologías en las y los trabajadores con mejores habilidades complementarias a la AI, un alto nivel de educación y salarios elevados plantea la cuestión de un rol más complementario de la IA en estas ocupaciones.

### 5.2.1. Comparación del AIOE entre categorías ocupacionales con diferentes niveles de intensidad en uso de computadores

Para explorar como varía la interacción entre la Exposición Ocupacional a la Inteligencia Artificial (AIOE) con habilidades complementarias en grupos de ocupaciones con diferentes niveles de habilidades digitales requeridas, se lleva a cabo un análisis segmentado por terciles basados en la intensidad de uso de computador en cada ocupación a partir de la variable de O\*NET.

A modo de referencia, las ocupaciones con puntajes altos de uso de computador abarcan tareas como la configuración y el manejo de sistemas informáticos complejos que pueden requerir conocimientos especializados y avanzados. En un nivel medio, se realizan tareas por ejemplo como la programación para control de inventarios, que son técnicas pero no tan compleja. Finalmente, el nivel más básico incluye la entrada de datos, una tarea más sencilla y rutinaria. Estas últimas son más rutinarias y no requieren de un conocimiento tan especializado. La escala refleja la gama de competencias informáticas desde tareas operativas hasta responsabilidades altamente técnicas.

**Tabla 5-4.:** Regresión - Grupos de habilidades

| Variables    | Act Computador Alto  |                     | Act Computador Medio |                    | Act Computador Bajo  |                     |
|--------------|----------------------|---------------------|----------------------|--------------------|----------------------|---------------------|
|              | (1)                  | (2)                 | (3)                  | (4)                | (5)                  | (6)                 |
| AIOE         | 0.223**<br>(0.085)   | 2.052***<br>(0.429) | 0.195*<br>(0.106)    | 0.719<br>(0.458)   | 0.185<br>(0.113)     | 0.800***<br>(0.218) |
| Base hab     | 0.047*<br>(0.027)    | 0.610***<br>(0.141) | 0.024<br>(0.032)     | 0.335**<br>(0.155) | 0.050<br>(0.031)     | 0.060<br>(0.042)    |
| Constante    | 13.731***<br>(0.290) | -1.910<br>(1.475)   | 14.004***<br>(0.323) | 1.950<br>(1.548)   | 13.473***<br>(0.330) | 2.701***<br>(0.463) |
| Observations | 103                  | 103                 | 71                   | 71                 | 76                   | 76                  |
| R-squared    | 0.649                | 0.731               | 0.714                | 0.842              | 0.560                | 0.901               |

*Errores estándar robustos entre paréntesis*

\*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$

**Fuente:** elaboración propia

Se estima la regresión para los tres grupos y los resultados obtenidos se presentan en la **5-4**. La relación entre el salario y el AIOE es positivo y estadísticamente significativa en los grupos con porcentajes de actividades en computador alto y medio, sin embargo, para el grupo bajo la relación no es significativa. Esto evidencia que la exposición a la IA tiene una relación variable con los salariales y requisitos educativos en función de la intensidad del uso de computador en la ocupación.

La correlación positiva entre el AIOE y el uso intensivo de computadoras y habilidades de programación sugiere una tendencia hacia la complementariedad en las ocupaciones más influenciadas por la IA. Estos hallazgos subrayan que el acceso a habilidades complementarias y tecnologías puede desempeñar un papel crucial en determinar el impacto de la IA en el mercado laboral.

### 5.2.2. Análisis de Efectos Heterogéneos del AIOE: Diversidad de Género y Étnica en el Contexto de laboral

Ahora bien, para indagar en los efectos de la AIOE en la representación de grupos demográficos se realiza la siguiente regresión:

$$R_{ij} = \alpha_j + \beta_1 \cdot AIOE_{ij} + \beta_2 \cdot base\_hab_{ij} + u_{ij} \quad (5-2)$$

**Tabla 5-5.:** Regresión - Representatividad

| Variables    | (1)<br>Rep_Mujeres   | (2)<br>Rep_Indigena  | (3)<br>Rep_NARP      | (4)<br>Rep_Gitanos | (5)<br>Rep_SinAuto   |
|--------------|----------------------|----------------------|----------------------|--------------------|----------------------|
| AIOE         | 0.080***<br>(0.014)  | -0.873***<br>(0.232) | -1.109***<br>(0.313) | 0.002<br>(0.004)   | 1.980***<br>(0.411)  |
| Base hab.    | -0.046***<br>(0.008) | 0.006<br>(0.128)     | 0.132<br>(0.173)     | -0.000<br>(0.002)  | -0.138<br>(0.227)    |
| Constante    | 0.842***<br>(0.076)  | 2.551**<br>(1.244)   | 6.460***<br>(1.674)  | 0.019<br>(0.023)   | 90.970***<br>(2.204) |
| Observations | 281                  | 281                  | 281                  | 281                | 281                  |
| R-squared    | 0.259                | 0.054                | 0.056                | 0.001              | 0.092                |

*Errores estándar robustos entre paréntesis*

\*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$

**Fuente:** elaboración propia

Los resultados de la estimación para cada grupo poblacional se encuentran en la **Tabla 5-5**. Se observa que los efectos del AIOE varían según la diversidad de género y étnica en el

contexto laboral, subrayando que es el impacto de la IA es probable que difiera entre grupos y resaltando la importancia de entender cuándo y bajo qué condiciones tales tecnologías probablemente automatizarán o complementarán el trabajo humano.

El coeficiente de la regresión (1) revela una correlación positiva y estadísticamente significativa entre la exposición ocupacional a la inteligencia artificial (AIOE) y la presencia de mujeres en dichas ocupaciones con un nivel de significancia estadística de 1%. Esta relación sugiere que un incremento en la exposición a la IA dentro de una ocupación está vinculado a una mayor proporción de mujeres en esos campos. La situación considerando el contexto de subrepresentación en áreas STEM, y de fuertes brechas digitales de género (por ejemplo, restricciones de acceso a conectividad y a oportunidades de fortalecimiento de habilidades digitales), deja una precaución respecto a si esta exposición podría implicar un deterioro en sus condiciones laborales.

En contraste, en las regresiones de representación indígena (columna 2) y representación de negros, afrocolombianos raizales y palenqueros (NARP), el coeficiente de la variable AIOE indica una relación negativa estadísticamente significativa. Adicionalmente, se observa una asociación positiva entre la exposición a la IA y la presencia de personas sin autorreconocimiento étnico (columna 5) en las ocupaciones más influenciadas por la IA. Esto implica una menor diversidad étnica en estas áreas, lo que exige medidas que aseguren la inclusión y el acceso equitativo a las oportunidades de la economía digital. Aunque la subrepresentación de individuos con autorreconocimiento étnico en ocupaciones altamente expuestas podría reducir su exposición a los prejuicios de la inteligencia artificial, también limita su capacidad para aprovechar sus ventajas y dificulta su tránsito hacia los empleos emergentes del futuro.



## 6. Conclusiones y recomendaciones

Este estudio se centró en comprender y analizar las implicaciones de la transformación digital y la automatización en el mercado laboral colombiano, con especial atención a las desigualdades preexistentes, y como estas afectan a los diversos grupos socioeconómicos. Para ello primero se identificaron las ocupaciones, sectores y regiones en Colombia que están más expuestas a la inteligencia artificial (IA); se estimó el Índice de Exposición a la IA a nivel Ocupacional (AIOE), sectorial (AIIE) y geográfico (AIGE), siguiendo la metodología descrita en Felten and Raj (2023).

Los resultados revelaron una relación directa entre el grado de exposición a la IA y el salario mediano, especialmente marcada en ocupaciones de ingresos altos. Esto indica que el mercado laboral valora más a las ocupaciones más expuestas a la IA. Sin embargo, el AIOE es una medida agnóstica respecto a si la exposición de una ocupación se manifiesta en un impacto negativo para las y los trabajadores (sustitución) o una mejora de sus condiciones laborales (complemento). Para analizar su potencial impacto en el mercado laboral colombiano se revisó en las ocupaciones la relación entre el AIOE y la presencia de habilidades digitales específicas que permitan utilizar la IA como complemento del trabajo. Esto se basó en la idea de que para poder aprovechar los beneficios de la IA en el trabajo se requiere acceso a tecnologías y conectividad, y habilidades digitales específicas.

El análisis reveló que las ocupaciones más expuestas a la IA también cuentan con un mayor nivel de habilidades digitales complementarias, en programación y en el uso de computadores. Estas ocupaciones, pese a estar más expuestas, pueden experimentar una mejora significativa en su productividad en lugar de sufrir impactos negativos. La particular incidencia de la IA en trabajadores altamente cualificados, cuyas habilidades se alinean y complementan el uso de la IA en su ámbito laboral, y que además suelen estar mejor remunerados, sugiere que en el mercado laboral colombiano, la exposición a la IA se asocia más con una complementariedad en este tipo de trabajos que con la sustitución. Esto concuerda con la literatura existente que ha sugerido que los cambios tecnológicos recientes han estado sesgados a favor de las habilidades; es decir, los avances tecnológicos han aumentado de manera desproporcionada la productividad de las y los trabajadores con alta cualificación. Estos hallazgos sugieren que el acceso a habilidades y tecnologías complementarias podría ser clave para determinar el impacto de la IA.

A partir del AIOE y las medidas de representación en cada ocupación, se pudieron analizar los efectos heterogéneos a nivel étnico y de género que tiene la IA en el país. En un país en desarrollo como Colombia, donde la diversidad en el empleo y la pluralidad cultural y étnica son características fundamentales, estos hallazgos son especialmente relevantes. Se encontró una relación positiva entre la representación de mujeres y el AIOE en las ocupaciones. No obstante, en un contexto marcado por pronunciadas brechas digitales de género, es crucial considerar si esta mayor exposición podría traducirse en un empeoramiento de las condiciones laborales para las mujeres debido a la falta de habilitantes que permitan el aprovechamiento de los beneficios de la IA. Por otro lado, aunque la baja representación de personas con autorreconocimiento étnico en ocupaciones con alta exposición a la IA podría minimizar su exposición con los riesgos de automatización de este tipo de tecnologías, también restringe su oportunidad de beneficiarse de sus ventajas.

Si bien este estudio no permite determinar claramente un efecto causal, la fuerte correlación del AIOE con los salarios en las ocupaciones de mayores ingresos y habilidades complementarias tiene posibles implicaciones para la desigualdad. Esto plantea interrogantes sobre qué grupos podrían beneficiarse o verse afectados por la IA, y la posibilidad de que estas tecnologías intensifiquen la polarización del mercado laboral. La evidencia sugiere una tendencia hacia la complementariedad de la IA en roles altamente calificados, lo que potencialmente podría amplificar las disparidades existentes al favorecer aún más a quienes ya poseen habilidades digitales avanzadas y acceso a tecnologías pertinentes. En este contexto, se plantea la necesidad de fortalecer el desarrollar estrategias inclusivas que aborden la diversificación y el fortalecimiento de habilidades digitales en toda la fuerza laboral, con el fin de mitigar los riesgos de una polarización creciente y fomentar una transición equitativa hacia la economía digital.

La adaptación a los avances tecnológicos representa un desafío significativo para algunos grupos demográficos en particular. Los gobiernos pueden asumir un papel protagónico en la atenuación de los efectos adversos asociados a la automatización en el corto plazo. Es esencial implementar políticas y programas enfocados en superar las brechas digitales, ya que el acceso a conectividad, habilidades digitales y tecnologías complementarias a la IA es decisivo para gestionar el impacto de la automatización en el ámbito laboral. Esto implica también abordar las brechas digitales, incluyendo las de género y etnia, para garantizar que todos los grupos tengan la oportunidad de beneficiarse de la transformación digital. La ausencia de estos habilitantes obstaculiza el avance de los grupos socioeconómicamente marginados hacia los empleos emergentes del futuro.

# A. Anexo A:Exposición habilidades laborales a la IA

- **Habilidades sensoriales:** visión cercana, visión lejana, discriminación de colores visuales, visión nocturna, visión periférica, percepción de la profundidad, sensibilidad al deslumbramiento, sensibilidad auditiva, atención auditiva, localización del sonido, reconocimiento del habla, claridad del habla.
- **Habilidades cognitivas:** comprensión oral, comprensión escrita, expresión oral, expresión escrita, fluidez de ideas, originalidad, sensibilidad a los problemas, razonamiento deductivo, razonamiento inductivo, ordenación de la información, flexibilidad de categorías, razonamiento matemático, facilidad numérica, memorización, rapidez de divulgación, flexibilidad de cierre, velocidad perceptiva, orientación espacial, visualización, atención selectiva, tiempo compartido.

**Tabla A-1.:** Exposición habilidades laborales a la IA

| <b>Habilidad</b>                            | <b>Exposición IA</b> |
|---|----------------------|
| Ordenación de la Información                | 1.91                 |
| Memorización                                | 1.69                 |
| Velocidad de Cierre                         | 1.38                 |
| Flexibilidad de Cierre                      | 1.36                 |
| Flexibilidad Categorial                     | 1.28                 |
| Velocidad Perceptiva                        | 1.24                 |
| Atención Selectiva                          | 1.15                 |
| Razonamiento Deductivo                      | 1.04                 |
| Reconocimiento del Habla                    | 0.97                 |
| Razonamiento Inductivo                      | 0.96                 |
| Comprensión Oral                            | 0.70                 |
| Compartir Tiempo                            | 0.67                 |
| Atención Auditiva                           | 0.66                 |
| Claridad en el Habla                        | 0.57                 |
| Comprensión Escrita                         | 0.56                 |
| Sensibilidad al Problema                    | 0.54                 |
| Expresión Oral                              | 0.53                 |
| Razonamiento Matemático                     | 0.49                 |
| Facilidad Numérica                          | 0.48                 |
| Expresión Escrita                           | 0.46                 |
| Visualización                               | 0.45                 |
| Orientación de Respuesta                    | 0.44                 |
| Sensibilidad Auditiva                       | 0.43                 |
| Discriminación Visual de Color              | 0.42                 |
| Fluidez de Ideas                            | 0.40                 |
| Orientación Espacial                        | 0.37                 |
| Localización de Sonido                      | 0.32                 |
| Visión de Cerca                             | 0.15                 |
| Tiempo de Reacción                          | 0.12                 |
| Percepción de Profundidad                   | 0.07                 |
| Precisión de Control                        | 0.03                 |
| Control de Velocidad                        | -0.14                |
| Originalidad                                | -0.14                |
| Visión de Lejos                             | -0.20                |
| Sensibilidad al Deslumbramiento             | -0.29                |
| Visión Periférica                           | -0.33                |
| Visión Nocturna                             | -0.38                |
| Destreza Manual                             | -0.91                |
| Velocidad Muñeca-Dedos                      | -1.05                |
| Destreza Manual                             | -1.05                |
| Estabilidad Mano-Brazo                      | -1.12                |
| Coordinación de Extremidades Múltiples      | -1.15                |
| Velocidad de Movimiento de las Extremidades | -1.30                |
| Coordinación Corporal Gruesa                | -1.36                |
| Equilibrio Corporal Grueso                  | -1.42                |
| Flexibilidad Dinámica                       | -1.45                |
| Resistencia                                 | -1.51                |
| Flexibilidad de Alcance                     | -1.56                |
| Fuerza Estática                             | -1.56                |
| Fuerza Dinámica                             | -1.58                |
| Fuerza Explosiva                            | -1.60                |
| Fuerza del Tronco                           | -1.72                |

**Fuente:** elaborado a partir de Felten et al. (2019)

## B. Anexo B: Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial (AIIE)

| CIU | Rama de actividad  | $R_i$ % | AIIE  |
|-----|--|---------|-------|
| 47  | Comercio al por menor (incluso el comercio al por menor de combustibles), excepto el de vehículos automotores y motocicletas | 15.49   | 0.34  |
| 01  | Agricultura, ganadería, caza y actividades de servicios conexas  | 7.30    | -1.53 |
| 56  | Actividades de servicios de comidas y bebidas  | 6.99    | -0.95 |
| 49  | Transporte terrestre; transporte por tuberías  | 6.11    | -0.76 |
| 85  | Educación  | 5.13    | 1.29  |
| 41  | Construcción de edificios  | 5.09    | -1.69 |
| 86  | Actividades de atención de la salud humana   | 4.37    | 0.35  |
| 84  | Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria                                       | 4.35    | 1.09  |
| 97  | Actividades de los hogares individuales como empleadores de personal doméstico   | 3.30    | -2.06 |
| 96  | Otras actividades de servicios personales  | 2.89    | 0.29  |
| 45  | Comercio, mantenimiento y reparación de vehículos automotores y motocicletas, sus partes, piezas y accesorios                | 2.87    | -0.29 |
| 81  | Actividades de servicios a edificios y paisajismo (jardines, zonas verdes)   | 2.62    | -2.20 |
| 46  | Comercio al por mayor y en comisión o por contrata, excepto el comercio de vehículos automotores y motocicletas              | 2.11    | 0.28  |
| 10  | Elaboración de productos alimenticios  | 2.02    | -0.47 |
| 14  | Confeción de prendas de vestir   | 1.69    | -0.84 |
| 43  | Actividades especializadas para la construcción de edificios y obras de ingeniería civil                                     | 1.40    | -1.29 |
| 95  | Mantenimiento y reparación de computadores, efectos personales y enseres domésticos  | 1.23    | -0.70 |
| 52  | Almacenamiento y actividades complementarias al transporte   | 1.22    | -0.53 |
| 69  | Actividades jurídicas y de contabilidad  | 1.12    | 2.00  |
| 64  | Actividades de servicios financieros, excepto las de seguros y de pensiones  | 1.09    | 1.45  |

| <b>CIIU</b> | <b>Rama de actividad</b>   | $R_i$ % | <b>AIIE</b> |
|-------------|--|---------|-------------|
| 42          | Obras de ingeniería civil  | 1.03    | -0.33       |
| 68          | Actividades inmobiliarias  | 1.01    | 0.61        |
| 82          | Actividades administrativas y de apoyo de oficina y otras actividades de apoyo a las empresas  | 1.00    | 1.22        |
| 55          | Alojamiento  | 0.94    | -0.68       |
| 25          | Fabricación de productos elaborados de metal, excepto maquinaria y equipo  | 0.89    | -1.37       |
| 80          | Actividades de seguridad e investigación privada   | 0.86    | 0.50        |
| 15          | Curtido y recurtido de cueros; fabricación de calzado; fabricación de artículos de viaje, maletas, bolsos de mano y artículos similares, y fabricación de artículos de talabartería y guarnicionería; adobo y teñido de pieles | 0.80    | -1.23       |
| 53          | Correo y servicios de mensajería   | 0.80    | -1.38       |
| 31          | Fabricación de muebles, colchones y somieres   | 0.79    | -1.68       |
| 38          | Recolección, tratamiento y disposición de desechos, recuperación de materiales   | 0.78    | -0.34       |
| 88          | Actividades de asistencia social sin alojamiento   | 0.77    | 0.62        |
| 61          | Telecomunicaciones   | 0.71    | 0.98        |
| 94          | Actividades de asociaciones  | 0.71    | 1.16        |
| 71          | Actividades de arquitectura e ingeniería; ensayos y análisis técnicos  | 0.54    | 1.25        |
| 92          | Actividades de juegos de azar y apuestas   | 0.47    | 0.81        |
| 35          | Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado  | 0.47    | 0.53        |
| 62          | Desarrollo de sistemas informáticos (planificación, análisis, diseño, programación, pruebas), consultoría informática y actividades relacionadas   | 0.46    | 1.60        |
| 65          | Seguros (incluso el reaseguro), seguros sociales y fondos de pensiones, excepto la seguridad social  | 0.45    | 1.52        |
| 93          | Actividades deportivas y actividades recreativas y de esparcimiento  | 0.44    | 0.12        |
| 03          | Pesca y acuicultura  | 0.42    | -0.80       |
| 73          | Publicidad y estudios de mercado   | 0.42    | 1.32        |
| 74          | Otras actividades profesionales, científicas y técnicas  | 0.39    | 0.98        |
| 32          | Otras industrias manufactureras  | 0.36    | -0.26       |
| 23          | Fabricación de otros productos minerales no metálicos  | 0.35    | -0.76       |
| 33          | Instalación, mantenimiento y reparación especializado de maquinaria y equipo   | 0.34    | -0.18       |
| 07          | Extracción de minerales metalíferos  | 0.30    | -1.56       |
| 22          | Fabricación de productos de caucho y de plástico   | 0.29    | -0.74       |
| 36          | Captación, tratamiento y distribución de agua  | 0.29    | 0.12        |
| 11          | Elaboración de bebidas   | 0.28    | -0.13       |

| CIU | Rama de actividad  | $R_i$ % | AIE   |
|-----|--|---------|-------|
| 70  | Actividades de administración empresarial; actividades de consultoría de gestión   | 0.27    | 1.57  |
| 20  | Fabricación de sustancias y productos químicos   | 0.26    | 0.07  |
| 13  | Fabricación de productos textiles  | 0.26    | -0.86 |
| 90  | Actividades creativas, artísticas y de entretenimiento   | 0.25    | 0.58  |
| 16  | Transformación de la madera y fabricación de productos de madera y de corcho, excepto muebles; fabricación de artículos de cestería y espartería | 0.25    | -1.70 |
| 77  | Actividades de alquiler y arrendamiento  | 0.21    | 0.18  |
| 79  | Actividades de las agencias de viajes, operadores turísticos, servicios de reserva y actividades relacionadas                                    | 0.20    | 1.32  |
| 05  | Extracción de carbón de piedra y lignito   | 0.18    | -0.65 |
| 78  | Actividades de empleo  | 0.17    | 0.81  |
| 21  | Fabricación de productos farmacéuticos, sustancias químicas medicinales y productos botánicos de uso farmacéutico                                | 0.16    | 0.49  |
| 75  | Actividades veterinarias   | 0.14    | -0.24 |
| 06  | Extracción de petróleo crudo y gas natural   | 0.13    | 0.42  |
| 18  | Actividades de impresión y de producción de copias a partir de grabaciones originales  | 0.13    | 0.14  |
| 87  | Actividades de atención residencial medicalizada   | 0.12    | -0.41 |
| 08  | Extracción de otras minas y canteras   | 0.12    | -1.22 |
| 17  | Fabricación de papel, cartón y productos de papel y cartón   | 0.11    | -0.54 |
| 27  | Fabricación de aparatos y equipo eléctrico   | 0.11    | -0.36 |
| 60  | Actividades de programación, transmisión y/o difusión  | 0.10    | 0.90  |
| 50  | Transporte acuático  | 0.09    | -0.88 |
| 02  | Silvicultura y extracción de madera  | 0.09    | -1.11 |
| 58  | Actividades de edición   | 0.09    | 1.31  |
| 29  | Fabricación de vehículos automotores, remolques y semirremolques   | 0.08    | -0.60 |
| 51  | Transporte aéreo   | 0.07    | 0.47  |
| 66  | Actividades auxiliares de las actividades de servicios financieros   | 0.07    | 1.63  |
| 28  | Fabricación de maquinaria y equipo n.c.p.  | 0.07    | -0.02 |
| 24  | Fabricación de productos metalúrgicos básicos  | 0.07    | -0.63 |
| 09  | Actividades de servicios de apoyo para la explotación de minas y canteras  | 0.06    | 0.13  |
| 59  | Actividades cinematográficas, de video y producción de programas de televisión, grabación de sonido y edición de música                          | 0.06    | 0.78  |
| 72  | Investigación científica y desarrollo  | 0.06    | 1.14  |
| 30  | Fabricación de otros tipos de equipo de transporte   | 0.05    | -0.60 |
| 63  | Actividades de servicios de información  | 0.04    | 1.43  |

| <b>CIIU</b> | <b>Rama de actividad</b>  | $R_i$ % | <b>AIIE</b> |
|-------------|---|---------|-------------|
| 91          | Actividades de bibliotecas, archivos, museos y otras actividades culturales                                     | 0.04    | 0.58        |
| 99          | Actividades de organizaciones y entidades extraterritoriales  | 0.04    | 1.22        |
| 26          | Fabricación de productos informáticos, electrónicos y ópticos   | 0.03    | 0.33        |
| 19          | Coquización, fabricación de productos de la refinación del petróleo y actividad de mezcla de combustibles       | 0.03    | 0.19        |
| 12          | Elaboración de productos de tabaco  | 0.01    | -0.97       |
| 37          | Evacuación y tratamiento de aguas residuales  | 0.01    | 0.08        |
| 39          | Actividades de saneamiento ambiental y otros servicios de gestión de desechos                                   | 0.01    | 0.70        |
| 98          | Actividades no diferenciadas de los hogares individuales como productores de bienes y servicios para uso propio | 0.00    | -1.85       |

**Tabla B-1.:** Exposición Industrial a la Inteligencia Artificial (AIIE)

**Fuente:** elaboración propia a partir de datos de la GEIH



# Bibliografía

- Aboal, D., López, A., Maurizio, R., and Queraltó, P. (2021). Automation and employment in uruguay. *Desarrollo y Sociedad*, 2021:33–72.
- Acemoglu, D., Manera, A., and Restrepo, P. (2021). Taxes, automation, and the future of labor taxes, automation, and the future of labor.
- Autor, D. (2022). The labor market impacts of technological change: from unbridled enthusiasm to qualified optimism to vast uncertainty.
- Autor, D. H. and Dorn, D. (2012). The growth of low skill service jobs and the polarization of the u.s. labor market.
- Brougham, D. and Haar, J. (2018). Smart technology, artificial intelligence, robotics, and algorithms (stara): Employees' perceptions of our future workplace. *Journal of Management and Organization*, 24:239–257.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., and Rock, D. (2023). Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models.
- Estlund, C. (2021). Automation anxiety.
- Felten, E. and Raj, M. (2023). Occupational heterogeneity in exposure to generative ai.
- Felten, E., Raj, M., and Seamans, R. (2019). The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization.
- Felten, E., Raj, M., and Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42:2195–2217.
- Felten, E. W., Raj, M., and Seamans, R. (2018). A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 108:54–57.
- International Monetary Found (2023). Labor market exposure to ai: Cross-country differences and distributional implications, wp/23/216, october 2023.
- Kelan, E. K. (2022). Automation anxiety and augmentation aspiration: Subtexts of the future of work. *British Journal of Management*.

- Keynes, J. M. (1930). Economic possibilities for our grandchildren. (*New York: Harcourt Brace, 1932*), 358-373.
- Lehman, T. (2015). Countering the modern luddite impulse.
- McKinsey Global Institute (2019). The future of women at work transitions in the age of automation.
- Ministerio del Trabajo (2021). Previsión del impacto de la automatización y de las tecnologías de la cuarta revolución industrial (4ri) en el mercado de trabajo colombiano. <https://publicacionessampl.mintrabajo.gov.co/items/1b812722-d727-41b5-ba46-c431cc41c64b>.
- OECD, Lane, M., and Saint-Martin, A. (2021). The impact of artificial intelligence on the labour market: What do we know so far?
- OIT (2019). Seguridad y salud en el centro del futuro del trabajo.
- O\*NET (2022). Task ratings - o\*net 27.2 data dictionary at o\*net resource center. Accessed on 2022-03-24.
- Schumpeter, J. A. (1962). *Capitalismo, Socialismo y Democracia*. HarperCollins. 448 páginas.
- WEF (2023). *Future of jobs Report*.
- Zirar, A., Ali, S. I., and Islam, N. (2023). Worker and workplace artificial intelligence (ai) coexistence: Emerging themes and research agenda. *Technovation*, 124.