COORDINACIÓN DE INFORMACIÓN Y ESTUDIOS DEL TRABAJO

DIRECCIÓN DE INVESTIGACION Y ESTUDIOS LABORALES

EXPOSICIÓN DEL EMPLEO ECUATORIANO A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA: DEMANDA DE HABILIDADES Y RECUALIFICACIÓN LABORAL

Código: *MTDH-DIEL-0012-2026*

QUITO, SEPTIEMBRE DE 2026

Dirección: Av. República de El Salvador N34-183 y Suiza
Código Postal: 170505 / Quito – Ecuador
Teléfono: +593-2-381-4000
www.trabajo.gob.ec

GOBIERNO DEL ECUADOR

Contenido

1. Antecedentes 4
2. Objetivos 5
2.1. Objetivo general 5
2.2. Objetivos específicos 5
3. Alcance 6
4. Introducción 7
5. Marco teórico y referencial 8
5.1. Conceptos centrales 8
5.2. Efectos de la Inteligencia Artificial en el empleo y necesidad de actualización de competencias 11
5.3. La adaptabilidad a la inteligencia artificial requiere una combinación de habilidades técnicas, digitales, cognitivas y socioemocionales. 13
6. Diseño metodológico 13
6.1. Componente cuantitativo 13
6.1.1. Tipo y alcance de la investigación 13
6.1.2. Población y muestra 14
6.1.3. Construcción del indicador de exposición a la GenAI 14
6.1.3.1. Definición operativa 14
6.1.3.2. Fuente del puntaje de exposición 14
6.1.3.3. Forma de cálculo 15
6.1.3.4. Base de datos 16
6.1.3.5. Procedimiento de vinculación y estimación 17
6.1.3.6. Procedimiento de vinculación y estimación 17
6.1.3.7. Supuestos analíticos 18
6.1.3.8. Metodologías adicionales sobre el enfoque de exposición ocupacional 19
6.1.3.9. Técnicas de análisis de datos 20
6.2. Componente cualitativo 20
7. Resultados 21
7.1. Resultados cuantitativos 21
7.1.1. Gradientes de exposición a la IA: ocupaciones CIUO-08 a 4 dígitos 21
7.1.2. Exposición del empleo total a nivel nacional 23
7.1.3. Exposición por área geográfica 24
7.1.4. Exposición por sexo 25
7.1.5. Exposición por grupos de edad 26
7.1.6. Exposición por nivel de instrucción 28
7.1.7. Exposición por condición de actividad 29

7.1.8. Exposición por afiliación a la seguridad social contributiva (IESS) 30
7.1.9. Ingreso laboral promedio por gradiente de exposición 31
7.1.10. Sectorización del empleo por gradiente de exposición 32
7.1.11. Relación de dependencia del empleo por gradiente de exposición 34
7.1.12. Rama de actividad económica por gradiente de exposición 35
7.1.13. Grupo Ocupacional por gradiente de exposición 38
7.1.14. Matriz de vulnerabilidad laboral por gradiente de exposición: afiliación a la seguridad social, sectorización del empleo y nivel de instrucción 40
7.2. Resultados cualitativos 42
7.2.1. Principales oportunidades y limitaciones para la adopción de inteligencia artificial en el sector público 42
7.2.1.1. Oportunidades 42
7.2.1.2. Limitaciones 44
7.2.2. Análisis Comparativo Regional de Programas relacionados en Inteligencia Artificial 47
7.2.2.1. Brasil: articulación entre transformación digital, formación y necesidades productivas 47
7.2.2.2. Chile: formación, reconversión laboral y anticipación de las necesidades de competencias 49
7.2.2.3. México: fortalecimiento del talento digital y adaptación a la Industria 4.0 .. 51
7.2.2.4. Colombia: ecosistema de formación digital, empleabilidad e inclusión 52
7.2.3. Propuesta de Plan de capacitación en IA para Ecuador, basado en evidencia cuantitativa y experiencias internacionales 58
7.2.3.1. Paso 1: Identificar y focalizar la población objetivo 58
7.2.3.2. Paso 2: Identificar brechas de competencias por ocupación y sector 59
7.2.3.3. Paso 3: Asignar rutas de formación según las brechas identificadas 59
7.2.3.4. Paso 4: Vincular la capacitación con tareas y procesos reales 61
7.2.3.5. Paso 5: Definir el modelo de implementación y gobernanza 61
7.2.3.6. Sumar esfuerzos con la academia y el sector tecnológico 62
8. Conclusiones 63
9. Recomendaciones 65
10. Referencias 67
Firmas 70

1. Antecedentes

El presente estudio denominado “Exposición del empleo ecuatoriano a la Inteligencia Artificial Generativa: demanda de habilidades y recualificación laboral”, aprobado por la Coordinación de Información y Estudios del Trabajo mediante la Ficha Inicial de Diseño Conceptual y Metodológico. Dicho estudio estableció, dentro de sus objetivos específicos, identificar y clasificar las ocupaciones dentro del mercado laboral según su grado de exposición a la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI), así como analizar buenas prácticas y experiencias desarrolladas en países de la región, con el propósito de generar evidencia que contribuya al diseño de estrategias de formación y capacitación en habilidades digitales.

El estudio se encuentra, además, vinculado con los objetivos estratégicos del Ministerio de Trabajo y Desarrollo Humano (MTDH), establecidos en el artículo 4 del Estatuto Orgánico por Procesos, aprobado mediante Acuerdo Ministerial Nro. MDT-2026-169, de 30 de julio de 2026. Entre dichos objetivos se establece:

> *“a. Incrementar el acceso y la vinculación de la oferta y demanda laboral.*
> *b. Incrementar el control y cumplimiento de derechos, deberes y obligaciones de los empleados y empleadores.”*

De conformidad con el Estatuto Orgánico del Ministerio de Trabajo y Desarrollo Humano, expedido mediante Acuerdo Ministerial Nro. MDT-2026-169, la Dirección de Investigación y Estudios Laborales (DIEL) tiene la atribución de generar estudios, investigaciones e informes técnicos en el ámbito laboral que sirvan como insumo para la formulación, evaluación y fortalecimiento de la política pública.

En este contexto, la automatización, la digitalización y la inteligencia artificial generativa (IA Generativa o GenAI) están modificando de manera acelerada la composición de tareas, la demanda de habilidades y las condiciones de empleabilidad en el mercado laboral a nivel mundial. Ecuador, sin embargo, no cuenta con una estimación propia y desagregada que permita identificar qué ocupaciones, ramas de actividad y grupos de trabajadores (tanto del sector

privado como del sector público) presentan mayor exposición a estos procesos tecnológicos. Tampoco existe, hasta la fecha, una lectura articulada entre dicha exposición, las nuevas habilidades demandadas y las necesidades de recualificación laboral.

Esta ausencia de información limita la capacidad del Ministerio del Trabajo y Desarrollo Humano para anticipar riesgos de desplazamiento laboral, orientar la oferta de capacitación, actualizar competencias y diseñar políticas de transición tecnológica del empleo. Por tal motivo, y en cumplimiento de la planificación técnica de la DIEL, se desarrolla el presente estudio con el propósito de generar una línea base estadística oficial y replicable sobre la exposición del empleo ecuatoriano a estos procesos tecnológicos.

En consecuencia, el presente estudio constituye un instrumento técnico para orientar la actualización de la oferta de capacitación en inteligencia artificial, a partir de evidencia sobre la exposición ocupacional a la GenAI, las competencias requeridas y las experiencias regionales de formación.

2. Objetivos

2.1. Objetivo general

Estimar y caracterizar la exposición potencial del empleo ecuatoriano a la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI), identificando las ocupaciones y grupos laborales más expuestos y las habilidades requeridas para su adaptación a la transformación tecnológica, con el propósito de orientar políticas de capacitación, recualificación y actualización de competencias.

2.2. Objetivos específicos

- Identificar y clasificar las ocupaciones del mercado laboral ecuatoriano según su grado de exposición a la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI), utilizando la metodología de Gmyrek et al. (2025) y el índice actualizado de exposición ocupacional del OIT/NASK, mediante la aplicación directa de los puntajes de tarea disponibles a nivel de 4 dígitos de la CIUO-08.

- Estimar la participación del empleo potencialmente expuesto a GenAI en la fuerza laboral ecuatoriana para el año 2025, a partir de los microdatos de las rondas anuales acumuladas de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) correspondientes a dicho año, generando una línea de base estadística oficial y replicable, desagregada según los cuatro gradientes de exposición (Gradiente 1 a Gradiente 4) definidos por la metodología.

- Analizar la distribución del empleo expuesto a GenAI durante 2025 por gradiente de exposición, área geográfica (urbana y rural), sexo e ingreso laboral promedio, con especial atención a las ocupaciones administrativas y de oficina que registran los niveles más altos de exposición.

- Identificar las habilidades técnicas, digitales, cognitivas y socioemocionales para facilitar la adaptabilidad a la IA.

- Analizar buenas prácticas y experiencias internacionales en materia de capacitación, recualificación y actualización de competencias relacionadas con la transformación tecnológica.

3. Alcance

El estudio comprenderá la estimación y caracterización de la exposición potencial del empleo ecuatoriano a la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI) durante el año 2025, utilizando la metodología de Gmyrek et al. (2025) y el índice actualizado de exposición ocupacional OIT/NASK, mediante su vinculación con las ocupaciones clasificadas a cuatro dígitos de la CIUO-08. A partir de los microdatos de la ENEMDU y sus factores de expansión, se estimará el volumen y proporción de empleo correspondiente a los cuatro gradientes de exposición, analizando su distribución por ocupación, área geográfica, sexo e ingresos laborales, y, cuando la disponibilidad de información lo permita, por otras características sociodemográficas y laborales. El análisis permitirá identificar las ocupaciones y grupos laborales con mayores niveles de exposición potencial a la GenAI y establecer una línea de base estadística replicable para el mercado laboral ecuatoriano.

Asimismo, el estudio comprenderá la identificación de las habilidades técnicas, digitales, cognitivas y socioemocionales necesarias para facilitar la adaptación de los trabajadores ante la transformación de las tareas asociada al uso de GenAI, así como una revisión de buenas prácticas internacionales en materia de capacitación, recualificación y actualización de competencias. Los resultados permitirán reconocer sectores, ocupaciones y grupos que podrían requerir mayores esfuerzos de desarrollo de capacidades y generar evidencia para orientar políticas de capacitación y transición laboral. La exposición identificada será interpretada como potencial de transformación de las tareas y no como una estimación directa de pérdida o sustitución efectiva de empleos.

4. Introducción

Las Revoluciones Industriales han sido procesos continuos de transformación tecnológica, económica y social que han modificado profundamente la manera en que las personas producen, trabajan y se relacionan. Desde la Primera Revolución Industrial, basada en la mecanización y la máquina de vapor, pasando por la Segunda, impulsada por la electricidad y la producción en masa, y la Tercera, caracterizada por la informática y la digitalización, cada etapa ha generado nuevas oportunidades y, al mismo tiempo, nuevos desafíos para la sociedad.

Actualmente, la Cuarta Revolución Industrial representa una transformación de mayor velocidad y alcance, debido a la integración de tecnologías como la inteligencia artificial (IA), la robótica, el Internet de las Cosas, la biotecnología y la computación avanzada. A diferencia de revoluciones anteriores, esta transformación no solo automatiza actividades físicas, sino también tareas intelectuales como analizar información, redactar, programar, investigar y apoyar la toma de decisiones (Schwab, 2017; Amodei, 2026).

Este escenario plantea la necesidad de preparar a las personas para un mercado laboral en rápida transformación. La velocidad con la que avanza la inteligencia artificial reduce los tiempos disponibles para adaptarse y hace necesario desarrollar nuevas competencias de manera oportuna. Por ello, la capacitación

en IA constituye un elemento fundamental para que trabajadores, organizaciones e instituciones puedan comprender estas tecnologías, utilizarlas de manera efectiva y responsable, y aprovechar sus beneficios.

En este contexto, el presente estudio busca analizar las necesidades de formación y desarrollar las competencias necesarias para afrontar los cambios derivados de esta nueva revolución tecnológica, promoviendo una adaptación laboral que permita aprovechar las oportunidades de la IA y, al mismo tiempo, responder a los desafíos relacionados con el empleo, la ética, la seguridad y el uso responsable de la tecnología.

5. Marco teórico y referencial

5.1. Conceptos centrales

Actualización de competencias (Upskilling): Proceso de fortalecimiento y perfeccionamiento de conocimientos, habilidades y competencias que permite a una persona desempeñar con mayor eficacia su ocupación actual frente a los cambios tecnológicos y organizacionales (OIT, 2021).

Automatización: Sustitución total o parcial de tareas humanas mediante tecnologías, algoritmos, maquinaria o sistemas digitales (OECD, 2026).

Capacidad de adaptación: Recursos que facilitan la transición: educación, habilidades transferibles, acceso digital, experiencia, aprendizaje permanente, protección social y servicios de empleo (OECD, 2026).

Competencias laborales: Conjunto de conocimientos, habilidades, destrezas, actitudes y comportamientos que permiten a una persona desempeñar de manera eficaz y eficiente las funciones, tareas y responsabilidades asociadas a una ocupación o puesto de trabajo (OECD, 2019).

Complementación o aumentación: Uso de tecnología para elevar productividad, calidad o alcance del trabajo humano, manteniendo participación relevante de la persona (OECD, 2026).

Digitalización: Incorporación de tecnologías digitales en procesos, servicios y formas de organización del trabajo; no implica necesariamente sustitución laboral.

Exposición: Se refiere al grado en que las tareas que componen una ocupación presentan potencial para ser afectadas, transformadas, asistidas o automatizadas mediante una determinada tecnología, particularmente la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI). Esta exposición no implica necesariamente la sustitución o pérdida del empleo**,** sino que refleja el potencial de transformación del contenido de las tareas, pudiendo generar cambios en la forma en que se realiza el trabajo, complementar las capacidades de los trabajadores, incrementar su productividad o modificar las competencias requeridas. En este sentido, la OIT señala que sus estimaciones representan una **"**exposición potencial**"** y no el impacto efectivo de la tecnología, destacando que, debido a la necesidad persistente de intervención humana, la transformación de los puestos de trabajo constituye el efecto más probable (OIT, 2025).

Exposición ocupacional a la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI): Es el puntaje promedio de automatización potencial de las tareas que componen una ocupación, clasificada según la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08) al nivel de cuatro dígitos. El indicador expresa el grado en que las tareas de dicha ocupación podrían ser ejecutadas, asistidas o transformadas mediante herramientas de inteligencia artificial generativa (entendidas como aquellas capaces de generar texto, código, imágenes o análisis a partir de instrucciones), sin que ello implique, de manera automática, una sustitución laboral efectiva. Se trata, por tanto, de una medida de potencial tecnológico y no de una proyección de despidos. (OIT, 2025).

Exposición tecnológica: Grado en que las tareas de una ocupación pueden verse afectadas por una tecnología. Es una medida de posibilidad o contacto potencial, no una predicción directa de despido (OECD, 2026).

Grupo ocupacional: Conjunto de ocupaciones que comparten funciones, tareas y responsabilidades similares, así como un nivel comparable de competencias y especialización, organizadas de manera jerárquica conforme a la CIUO-08 (OIT, 2012).

Habilidades blandas: Conjunto de habilidades sociales y emocionales relacionadas con la interacción con otras personas, el logro de objetivos y la gestión de las emociones, que contribuyen al desempeño laboral y a la adaptación a diferentes contextos de trabajo (OECD, 2026).

Habilidades cognitivas: Capacidades mentales para resolver problemas, aprender, analizar información y adaptarse a nuevas situaciones (OECD, 2026).

Habilidades digitales (ICT): Competencias para utilizar tecnologías de la información y la comunicación en entornos laborales y sociales (OECD, 2026).

Habilidades socioemocionales: Competencias relacionadas con la interacción social, la gestión emocional y el trabajo en equipo (OECD, 2026).

Habilidades técnicas: Capacidad de aplicar conocimientos y destrezas personales en entornos de trabajo que representan conocimientos y capacidades técnicas que pueden ser aplicables a diferentes contextos laborales y que pueden ser transferidas a otras ocupaciones o labores (SENCE, SOFOFA, BID, 2026).

Inteligencia Artificial (IA): Término general cuando se aborda la tecnología desde una perspectiva amplia, incluyendo su desarrollo, regulación, gobernanza, ética y aplicación en diferentes ámbitos. Comprende diversas tecnologías, como el aprendizaje automático (Machine Learning), la analítica predictiva, el reconocimiento de voz e imágenes, la robótica y la visión por computador (OECD, 2024).

Inteligencia Artificial Generativa (GenIA): se refiere específicamente a sistemas capaces de crear contenido nuevo a partir de instrucciones o

prompts, como textos, imágenes, audio, videos o código. Este término resulta adecuado al hablar de herramientas como ChatGPT, Gemini, DALL-E o Midjourney y de sus aplicaciones en educación, comunicación, investigación o gestión (OECD, 2024).

Ocupación: Agrupación de trabajos que involucran tareas similares (SENCE, SOFOFA, BID, 2026).

Potencial de automatización: Proporción o intensidad de tareas técnicamente susceptibles de ser ejecutadas por tecnología, condicionada por costos, regulación, infraestructura, organización y decisiones de adopción (OECD, 2026).

Recualificación laboral (Reskilling): Proceso mediante el cual una persona adquiere nuevas competencias para desempeñar funciones diferentes, acceder a nuevas ocupaciones o incorporarse a sectores económicos distintos, como respuesta a los cambios del mercado laboral (OIT, 2021).

Tarea: La tarea es una actividad específica realizada en el trabajo (SENCE, SOFOFA, BID, 2026).

Transición tecnológica justa: Proceso de adopción que distribuye beneficios, anticipa riesgos y protege a grupos con menores capacidades de adaptación.

Vulnerabilidad laboral: Condiciones que pueden amplificar las consecuencias adversas de una transición: informalidad, bajos ingresos, inestabilidad, baja protección social, baja escolaridad o barreras de acceso a capacitación (OECD, 2026).

5.2. Efectos de la Inteligencia Artificial en el empleo y necesidad de actualización de competencias

Amodei (2026), en su ensayo, *La adolescencia de la tecnología*, plantea que la preocupación central respecto de la IA, no radica en los empleos que puedan perderse, sino en la velocidad con la que la tecnología avanza, en

comparación con la capacidad de los trabajadores para adquirir nuevos conocimientos. Bajo este planteamiento, en pocos años la IA puede dejar de ser una herramienta de apoyo para convertirse en un ejecutor parcial o total de tareas antes reservadas a personas, lo que hace prioritaria la actualización continua de competencias antes de que la brecha entre tecnología y capacidades se amplíe.

La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), en su estudio *AI and Skills* de 2026, sostiene que la inteligencia artificial no reemplazará masivamente a las personas, sino que aumentará el valor relativo de quienes posean las habilidades adecuadas para adaptarse a la nueva forma de realizar las actividades; el desafío para las instituciones no es adoptar la IA en sus procesos, sino desarrollar de manera continua las competencias de su fuerza laboral (OCDE, 2026).

En la misma dirección, PricewaterhouseCoopers (PwC), a través de su Barómetro Global de Empleos en IA (2026), documenta que la IA está generando un mercado laboral dual: por un lado, profesionaliza ciertos trabajos (que pasan a requerir mayor experiencia y habilidades humanas, con incrementos salariales de hasta 42%) y, por el otro, democratiza otros trabajos (haciéndolos más accesibles a personas sin experiencia especializada). En ambos casos, la disponibilidad de capacitación pertinente determina si las personas trabajadoras logran ubicarse del lado favorable de esta transformación.

Así también, de acuerdo con el paper *Skill in the IA age*, elaborado por la OCDE, manifiesta que la IA afecta al mercado laboral en tres canales: En la automatización de tareas existentes, en la creación de nuevas tareas y ocupaciones al generar nuevos empleos especialmente relacionados con el desarrollo y uso de IA y al mejorar la productividad, permitiendo a los trabajadores realizar tareas de una forma más eficiente. Este mismo informe sugiere que la evidencia muestra que la IA suele complementar el trabajo humano más que sustituirlo, contribuyendo a la creación de empleo y al crecimiento económico (OECD, 2026).

5.3. La adaptabilidad a la inteligencia artificial requiere una combinación de habilidades técnicas, digitales, cognitivas y socioemocionales.

Las habilidades técnicas comprenden competencias relacionadas con la programación, el procesamiento de datos y el desarrollo y uso de sistemas de IA. Las habilidades digitales permiten utilizar herramientas tecnológicas, gestionar información y desenvolverse en entornos digitales. Por su parte, las habilidades cognitivas, como el pensamiento crítico, la creatividad y la resolución de problemas, favorecen la capacidad de adaptarse a nuevas tareas y evaluar adecuadamente el uso de la IA. Finalmente, habilidades socioemocionales como la comunicación, la colaboración, el trabajo en equipo y la inteligencia emocional contribuyen a un desempeño efectivo en entornos laborales cada vez más mediados por tecnologías digitales.

6. Diseño metodológico

El presente diagnóstico adopta un enfoque mixto que combina un componente cuantitativo, orientado a caracterizar la exposición potencial del empleo ecuatoriano a la GenAI y un componente cualitativo, que permite identificar las temáticas de capacitación pertinentes a partir de la revisión de literatura especializada.

6.1. Componente cuantitativo

El enfoque cuantitativo, requiere analizar datos numéricos para medir la exposición del empleo ecuatoriano a la automatización, la digitalización y la GenAI. A continuación, se describen sus componentes.

6.1.1. Tipo y alcance de la investigación

El estudio es de tipo descriptivo y de diseño transversal, ya que caracteriza la exposición ocupacional del empleo ecuatoriano a la GenAI en un punto específico del tiempo (año 2025), sin establecer relaciones causales entre variables.

6.1.2. Población y muestra

El universo principal corresponde a las personas ocupadas de 15 años o más captadas por la ENEMDU, cuya ocupación pueda codificarse en CIUO-08 al nivel de desagregación compatible con la matriz de exposición seleccionada. La ocupación será el vínculo entre la estructura laboral ecuatoriana y la información internacional de tareas y capacidades tecnológicas. La muestra corresponde a los registros efectivamente levantados por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) en la ronda de análisis, ponderados mediante el factor de expansión muestral de la encuesta.

6.1.3. Construcción del indicador de exposición a la GenAI

6.1.3.1. Definición operativa

El indicador de exposición ocupacional a la Inteligencia Artificial Generativa (GenAI) se define, para efectos de este estudio, como el puntaje promedio de automatización potencial de las tareas que componen una ocupación, clasificada según la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08) al nivel de cuatro dígitos. El indicador expresa el grado en que las tareas de dicha ocupación podrían ser ejecutadas, asistidas o transformadas mediante herramientas de inteligencia artificial generativa (entendidas como aquellas capaces de generar texto, código, imágenes o análisis a partir de instrucciones), sin que ello implique, de manera automática, una sustitución laboral efectiva. Se trata, por tanto, de una medida de potencial tecnológico y no de una proyección de despidos.

6.1.3.2. Fuente del puntaje de exposición

El puntaje ocupacional utilizado proviene del índice global de exposición a GenAI desarrollado por la Organización Internacional del Trabajo (OIT) y el Instituto Nacional de Investigación NASK-PIB de Polonia (Gmyrek et al., 2025), publicado en el ILO Working Paper *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*.

Dicho índice se construyó mediante un proceso de tres etapas: primero, una encuesta poblacional aplicada a 1.640 personas ocupadas en Polonia (una por cada grupo principal de la CIUO-08 a 1 dígito), que generó 52.558 observaciones sobre el potencial de automatización de 2.861 tareas; segundo, una validación por un panel de expertos internacionales, mediante un proceso iterativo de tipo Delphi que contrastó y ajustó los puntajes obtenidos en la encuesta; y tercero, una predicción sintética mediante modelos de lenguaje de gran escala (GPT-4o y Gemini), que extendió los puntajes validados a la totalidad de las 3.265 tareas registradas en la documentación técnica de la CIUO-08, cubriendo 423 ocupaciones a nivel de 4 dígitos.

Este método se sustenta en la literatura sobre el enfoque basado en tareas para el estudio de los efectos del cambio tecnológico en el empleo, que concibe a las ocupaciones como un "conjunto de tareas" (bundle of tasks) susceptibles de ser afectadas de manera diferenciada por la tecnología, en lugar de tratar a la ocupación como una unidad indivisible.

6.1.3.3. Forma de cálculo

El puntaje ocupacional de exposición (E_o) se calcula como el promedio simple de los puntajes de automatización potencial asignados a cada una de las tareas que componen la ocupación, de acuerdo con la siguiente expresión:

Ecuación 1: Puntaje ocupacional de exposición

$$E_o = \sum \frac{e_t}{n_t}$$

donde e_t es el puntaje de automatización potencial de la tarea t (escala de 0 a 1, siendo 0 "sin potencial de automatización" y 1 "automatización plena mediante GenAI") y n_t es el número de tareas asociadas a la ocupación o. Se documenta que la fuente pondera todas las tareas de manera equitativa (peso igual para cada tarea), dado que ni la CIUO-08 ni el sistema polaco de 6 dígitos incorporan información sobre la frecuencia o la importancia relativa

de cada tarea dentro de la ocupación. Para el presente estudio se utilizarán directamente los puntajes ya publicados por la OIT/NASK (disponibles en el Anexo A del Working Paper 140), sin recalcular ni reponderar el índice.

A cada ocupación se asigna, además del puntaje medio (μ), su desviación estándar (σ), la cual permite clasificar la ocupación en uno de cuatro gradientes de exposición progresivamente crecientes, de acuerdo con los umbrales validados por la fuente (se conserva el esquema de clasificación original, sin sustituirlo por percentiles propios):

Tabla 1: Categorías de exposición a la IA Generativa (GenAI)

Categoría	Definición (media y desviación estándar de los puntajes de tarea)
Gradiente 4 (exposición alta y consistente)	$\mu \geq 0{,}6$ y $\mu - \sigma \geq 0{,}5$
Gradiente 3 (exposición significativa)	$0{,}5 \leq \mu < 0{,}6$ y $\mu + \sigma \geq 0{,}5$
Gradiente 2 (exposición moderada)	$0{,}4 \leq \mu < 0{,}5$ y $\mu + \sigma \geq 0{,}5$
Gradiente 1 (exposición baja, alta variabilidad)	$\mu < 0{,}4$ y $\mu + \sigma \geq 0{,}5$
Exposición mínima	$\mu < 0{,}5$ y $\mu + \sigma > 0{,}4$
No expuesto	Ocupaciones que no cumplen ninguna de las condiciones anteriores

Fuente: *Gmyrek et al. (2025)*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

6.1.3.4. Base de datos

La base de datos que se utiliza para el cálculo del indicador en el caso ecuatoriano es la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) acumulada anual del INEC, correspondiente al año 2025. Se selecciona esta base de datos por tratarse de la acumulación de las muestras mensuales de la ENEMDU, que permite tener un mayor tamaño muestral y obtener la caracterización más completa y actualizada de la población ocupada a nivel nacional, con representatividad para el cálculo de indicadores estructurales de empleo.

De la base de la ENEMDU acumulada se requiere, como mínimo, las siguientes variables: código de ocupación (CIUO-08 a 4 dígitos), rama de actividad económica (CIIU), sector institucional (público o privado), categoría de ocupación, sectorización del empleo (sector formal o sector informal),

afiliación a la seguridad social contributiva (IESS), nivel de instrucción, ingreso laboral, área geográfica (urbana o rural), provincia, sexo y edad.

6.1.3.5. Procedimiento de vinculación y estimación

El puntaje ocupacional de exposición E_o, junto con su desviación estándar (σ), se vinculará con los registros de la ENEMDU acumulada anual de 2025 mediante la correspondencia del código CIUO-08 a 4 dígitos entre ambas fuentes. Los promedios y proporciones se calcularán aplicando el factor de expansión de la encuesta, de manera que las estimaciones sean representativas a nivel nacional.

El mismo cálculo se replica para cada uno de los cuatro gradientes de exposición y para las categorías de "Exposición mínima" y "No expuesto", siguiendo los criterios de clasificación descritos en el apartado anterior. Los resultados se desagregan por gradiente de exposición, ocupación (CIUO-08), sexo, área geográfica, ingreso laboral y demás variables de vulnerabilidad laboral disponibles en la ENEMDU.

6.1.3.6. Procedimiento de vinculación y estimación

Un conjunto reducido de ocupaciones CIUO-08 a 4 dígitos no pudo vincularse con un puntaje de exposición mediante la metodología aplicada, debido a que corresponden a categorías residuales o de agregación ("no clasificados bajo otros epígrafes") que no tienen una correspondencia directa con las tareas específicas documentadas por la fuente OIT/NASK, o a categorías de dirección política que están fuera del universo ocupacional cubierto por dicha fuente.

Las ocupaciones sin puntaje asignado son:

- Miembros del poder ejecutivo y de los gobiernos locales o seccionales (1115),
- Gerentes de servicios no clasificados bajo otros epígrafes (1439),

- Otros profesionales de nivel medio en actividades culturales y artísticas (3435),
- Vendedores no clasificados bajo otros epígrafes (5249),
- Artesanos no clasificados bajo otros epígrafes (7319), y
- Operadores de máquinas y de instalaciones fijas no clasificados bajo otros epígrafes (8189).

En conjunto, estas seis ocupaciones representan 42.750 personas con empleo, equivalentes a una proporción marginal del total de la población con empleo analizada. Estos registros se reportan por separado y se excluyen del cálculo de los indicadores de exposición, sin que se les haya imputado un puntaje de exposición sin contar con una regla metodológica documentada que lo respalde. Esta exclusión no afecta la representatividad del indicador para el resto de la estructura ocupacional del país, dado su reducido peso relativo dentro del total de empleo nacional.

6.1.3.7. Supuestos analíticos

- El puntaje de exposición a GenAI de cada ocupación CIUO-08, obtenido del contexto polaco, es aplicable al contexto ecuatoriano sin ajuste, bajo el supuesto de que la naturaleza técnica de las tareas ocupacionales es comparable entre países.
- Todas las tareas dentro de una ocupación tienen igual peso en el cálculo del puntaje ocupacional, ante la ausencia de datos de frecuencia o importancia relativa de tareas tanto en la fuente original como en el contexto ecuatoriano.
- La correspondencia entre la CIUO-08 utilizada en la ENEMDU y la CIUO-08 utilizada en el índice OIT/NASK es directa y no requiere recodificación adicional.

- Los umbrales de clasificación por gradiente son válidos para el mercado laboral ecuatoriano sin necesidad de recalibración local.

- La exposición ocupacional medida representa un potencial tecnológico máximo, y no un efecto de sustitución laboral ya observado o inminente en Ecuador.

- El puntaje de exposición de las ocupaciones de Fuerzas Armadas, no cubiertas de manera específica por el índice OIT/NASK, se aproximó asignándoles los mismos valores (media y desviación estándar) que a las ocupaciones policiales, por compartir un grado comparable de estandarización de tareas y componente operativo.

6.1.3.8. Metodologías adicionales sobre el enfoque de exposición ocupacional

El enfoque basado en tareas, adoptado por la metodología de Gmyrek et al. (2025), se inscribe en una tradición de investigación sobre automatización y empleo que concibe a las ocupaciones como un conjunto de tareas, en lugar de unidades homogéneas plenamente sustituibles por la tecnología.

Esta perspectiva ha sido utilizada, entre otros, por Frey y Osborne (2013), quienes emplearon la opinión de expertos en tecnología para proyectar, mediante algoritmos de aprendizaje automático, la probabilidad de computarización de un amplio conjunto de ocupaciones en el mercado laboral estadounidense. Más recientemente, Eloundou et al. (2023) demostraron una alta coincidencia entre las predicciones de modelos de lenguaje de gran escala y la opinión de un grupo de expertos en inteligencia artificial respecto del potencial de automatización de tareas ocupacionales, hallazgo que sirvió de base para el desarrollo de puntajes sintéticos de automatización aplicables a distintos contextos nacionales.

Esta línea de literatura respalda la pertinencia de trabajar con tareas (en lugar de ocupaciones completas) como unidad de análisis para estimar, de

manera desagregada y comparable internacionalmente, el potencial de transformación tecnológica del empleo ecuatoriano.

6.1.3.9. Técnicas de análisis de datos

El procesamiento de la información se realiza mediante estadística descriptiva (frecuencias, porcentajes y promedios ponderados por el factor de expansión) y tabulaciones cruzadas entre el gradiente de exposición y las variables de vulnerabilidad laboral disponibles en la ENEMDU (sectorización del empleo, afiliación a la seguridad social, nivel de instrucción e ingreso laboral). El procesamiento se ejecuta en el software estadístico Stata, sobre bases de datos anonimizadas, observando las reglas de secreto estadístico del INEC.

6.2. Componente cualitativo

El componente cualitativo del estudio combina dos líneas de trabajo complementarias: la identificación de temáticas de capacitación mediante análisis documental de la literatura especializada, y el análisis comparativo de buenas prácticas y experiencias internacionales en la formación de competencias digitales y de Inteligencia Artificial.

La identificación de las principales temáticas de capacitación se realizó mediante análisis documental temático de la literatura especializada revisada en el marco teórico (Amodei, 2026; OCDE, 2026; PwC, 2026), con énfasis en el informe de la OCDE *Skills in the AI age*, centrado en las habilidades fundamentales, digitales y complementarias necesarias ante la transformación del trabajo por la IA.

El análisis comparativo regional se realizó mediante revisión documental de fuentes secundarias (estrategias nacionales de Inteligencia Artificial, informes de organismos multilaterales y páginas oficiales de los programas revisados), a fin de caracterizar experiencias de países de América Latina y el Caribe en la construcción de programas orientados al desarrollo de habilidades digitales y de competencias relacionadas con la IA. Se seleccionaron los casos de

Brasil, Chile, México y Colombia por representar distintos modelos institucionales de articulación entre el Estado, el sector productivo, las instituciones educativas y los organismos de cooperación internacional en esta materia. Para cada país se documentaron las iniciativas más representativas, sus mecanismos de implementación, su población objetivo y, cuando la información estuvo disponible, sus resultados de cobertura, con el propósito de identificar aprendizajes aplicables al diseño de una estrategia de capacitación en IA para Ecuador.

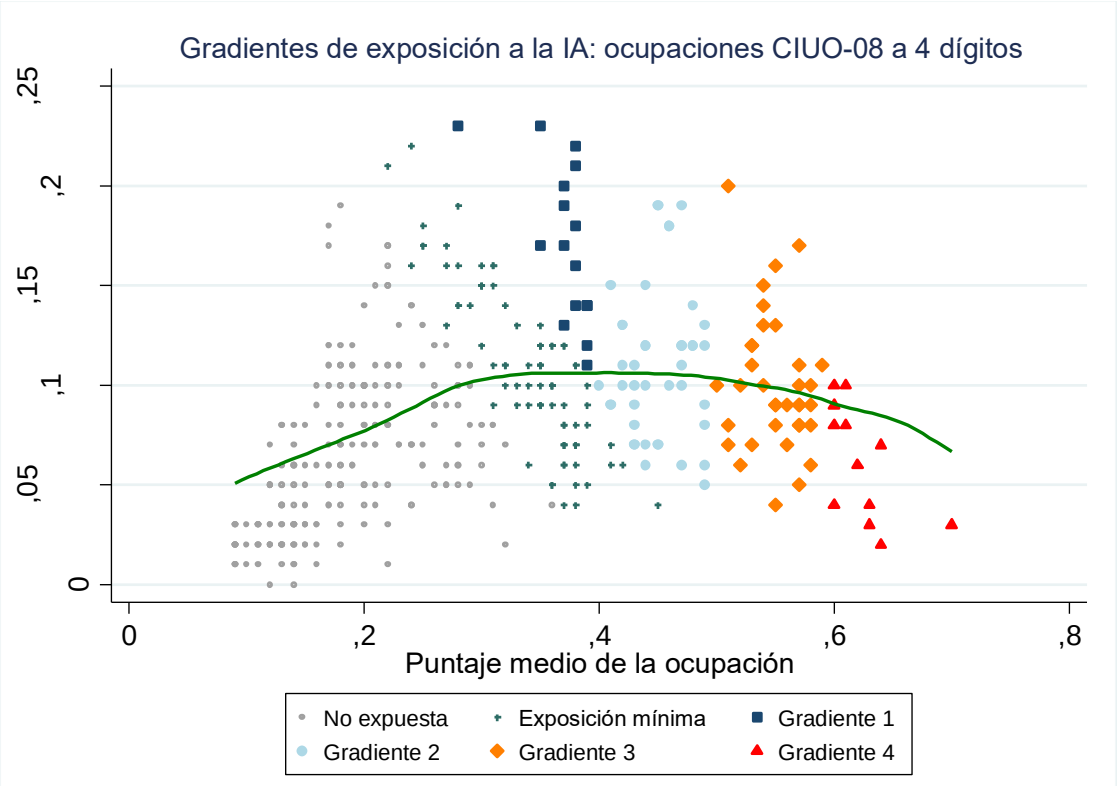
7. Resultados

7.1. Resultados cuantitativos

7.1.1. Gradientes de exposición a la IA: ocupaciones CIUO-08 a 4 dígitos

El siguiente gráfico presenta, para cada ocupación CIUO-08 a 4 dígitos, el puntaje medio de exposición a la GenAI (eje horizontal) frente a la desviación estándar de los puntajes de tarea que componen esa ocupación (eje vertical), siguiendo la metodología de clasificación por gradientes descrita en el estudio de exposición del empleo ecuatoriano (Gmyrek et al., 2025). La línea verde corresponde a una curva de tendencia suavizada (loess), con su banda de confianza, que resume la relación general entre ambas variables.

Ilustración 1:Gradientes de exposición a la IA de las ocupaciones de CIUO-08 a 4 dígitos, caso ecuatoriano



Fuente: *Resultados con base en la matriz de puntajes OIT/NASK (Gmyrek et al., 2025) aplicada a las ocupaciones CIUO-08 a 4 dígitos del mercado laboral ecuatoriano.*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

El gráfico muestra tres patrones relevantes. Primero, las ocupaciones se ordenan de manera clara a lo largo del eje horizontal según su gradiente: las ocupaciones “No expuesta” y de “Exposición mínima” (puntos grises y puntos verdes) se concentran en puntajes medios bajos (entre 0.1 y 0.4), mientras que el Gradiente 3 (diamantes naranjas) y el Gradiente 4 (triángulos rojos) se ubican en el extremo derecho, con puntajes medios de entre 0.5 y 0.7, confirmando que la clasificación por gradientes captura de forma consistente un ordenamiento creciente de exposición ocupacional.

Segundo, la dispersión de los puntajes de tarea (eje vertical) no crece de manera indefinida junto con el puntaje medio, sino que describe una forma de U invertida: aumenta con fuerza entre las ocupaciones no expuestas y las de exposición mínima o Gradiente 1 (donde llega a su punto más alto, entre 0.15 y 0.23), se mantiene relativamente estable alrededor de 0.10 en el tramo intermedio (Exposición mínima a Gradiente 2), y luego decrece de manera

progresiva hacia el Gradiente 4, donde los puntos rojos se agrupan en valores bajos de dispersión (entre 0.02 y 0.10). Esta caída final es justamente lo que da nombre a la etiqueta “Gradiente 4 (exposición más alta, baja variabilidad de tareas)”: son ocupaciones en las que prácticamente todas las tareas comparten un nivel de exposición igualmente alto, sin tareas protegidas dentro de la misma ocupación que reduzcan el promedio.

Tercero, el Gradiente 1 (cuadrados azul marino) constituye el caso opuesto: se ubica en puntajes medios moderados (alrededor de 0.3 a 0.4) pero con la mayor dispersión de todo el gráfico, lo que indica que estas ocupaciones combinan tareas con niveles de exposición muy distintos entre sí (algunas altamente automatizables y otras no), consistente con su etiqueta “baja exposición, alta variabilidad de tareas”. En otras palabras, esto sugiere que, dentro de las ocupaciones del Gradiente 1, existe mayor margen para que la reorganización de tareas (en lugar de la sustitución completa del puesto) sea la respuesta más probable a la adopción de IA, mientras que en el Gradiente 4 la exposición es más homogénea y, por tanto, más difícil de compensar reasignando tareas dentro de la misma ocupación.

7.1.2. Exposición del empleo total a nivel nacional

A nivel nacional, del total de 8.262.577 personas ocupadas identificadas en 2025, el 71.7% (5.926.331 personas) se ubica en la categoría "No expuesta", lo que confirma que la mayoría del empleo ecuatoriano se concentra todavía en ocupaciones cuyas tareas presentan un menor potencial de exposición a la GenAI. El 8.3% (684.187 personas) se encuentra en "Exposición mínima", mientras que el 20.0% restante del empleo nacional (1.652.059 personas, equivalente a una de cada cinco personas ocupadas) presenta algún grado de exposición significativa, distribuido de manera decreciente entre el Gradiente 1 (10.0%, 830.094 personas), el Gradiente 2 (6.2%, 510.343 personas), el Gradiente 3 (2.7%, 221.429 personas) y el Gradiente 4 (1.1%, 90.192 personas).

Tabla 2:Empleo nacional por niveles de exposición, 2025

Niveles de exposición	Número de Personas	Porcentaje
No expuesta	5.926.331	71,7%
Exposición mínima	684.187	8,3%
Gradiente 1 (baja exposición, alta variabilidad de tareas)	830.094	10,0%
Gradiente 2 (exposición moderada, alta variabilidad de tareas)	510.343	6,2%
Gradiente 3 (exposición significativa, alta variabilidad de tareas)	221.429	2,7%
Gradiente 4 (exposición más alta, baja variabilidad de tareas)	90.192	1,1%
Total de Empleo	**8.262.577**	

Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

Esta distribución es marcadamente decreciente conforme aumenta el nivel de exposición: la proporción de empleo se reduce de manera sostenida en cada gradiente sucesivo, de modo que solo una fracción menor del mercado laboral (los Gradientes 3 y 4 en conjunto, 3,8% del empleo nacional, poco más de 311.000 personas) enfrenta el mayor nivel de exposición potencial a la GenAI, lo cual sugiere que, si bien el desafío de la actualización de competencias es transversal (una de cada cinco personas ocupadas ya está expuesta en algún grado), la urgencia de una intervención inmediata debería concentrarse, en una primera fase, en ese segmento más reducido de mayor exposición.

7.1.3. Exposición por área geográfica

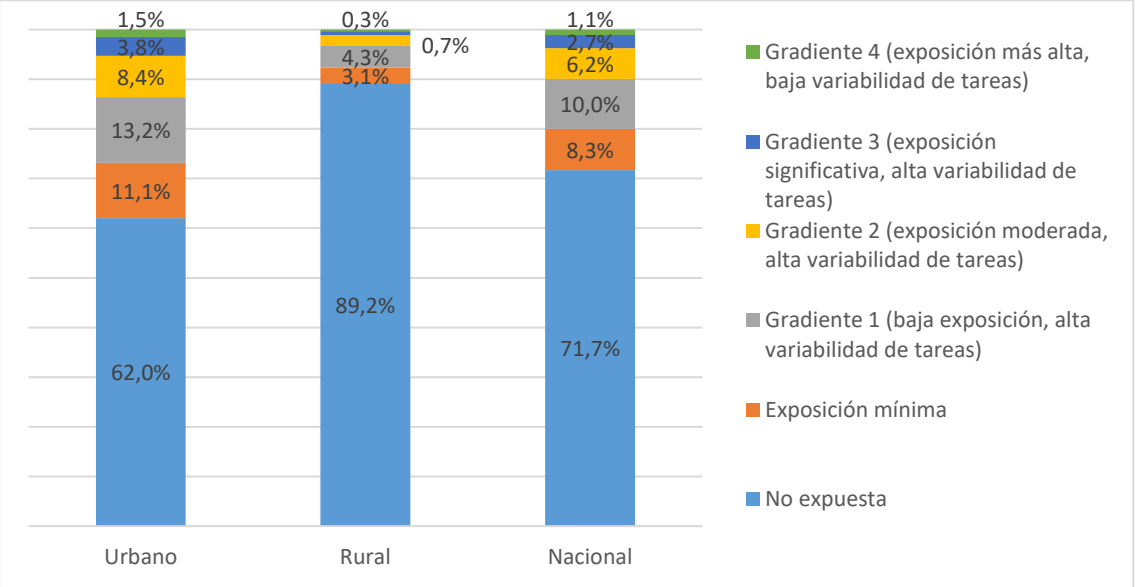
Los datos de la exposición a la GenAI en el Ecuador muestran que la exposición es un fenómeno urbano. En el área rural, el 89,2% del empleo se clasifica como “No expuesto”, frente al 62,0% en el área urbana. Mientras que el 11,1% del empleo en el área urbana se categoriza como exposición mínima y solamente el 3,1% del empleo rural se clasifica en la misma categoría.

Adicionalmente, en todos los gradientes de exposición (desde Gradiente 1 hasta Gradiente 4), la proporción del empleo urbano es entre 3 y 5 veces mayor que la rural. Esto se puede observar en el empleo concentrado en el

Gradiente 1, dado que en el área urbana se concentra el 13,2% del empleo y en el área rural se concentra el 4,3%.

Esta diferencia responde, sobre todo, a la estructura ocupacional predominante en cada área: el empleo rural se concentra en actividades agropecuarias y de baja codificación administrativa, mientras que el empleo urbano incluye una mayor proporción de ocupaciones de oficina, atención al cliente y servicios profesionales, que son precisamente las más susceptibles de ser asistidas por GenAI.

Ilustración 2: Exposición del empleo por área geográfica, 2025



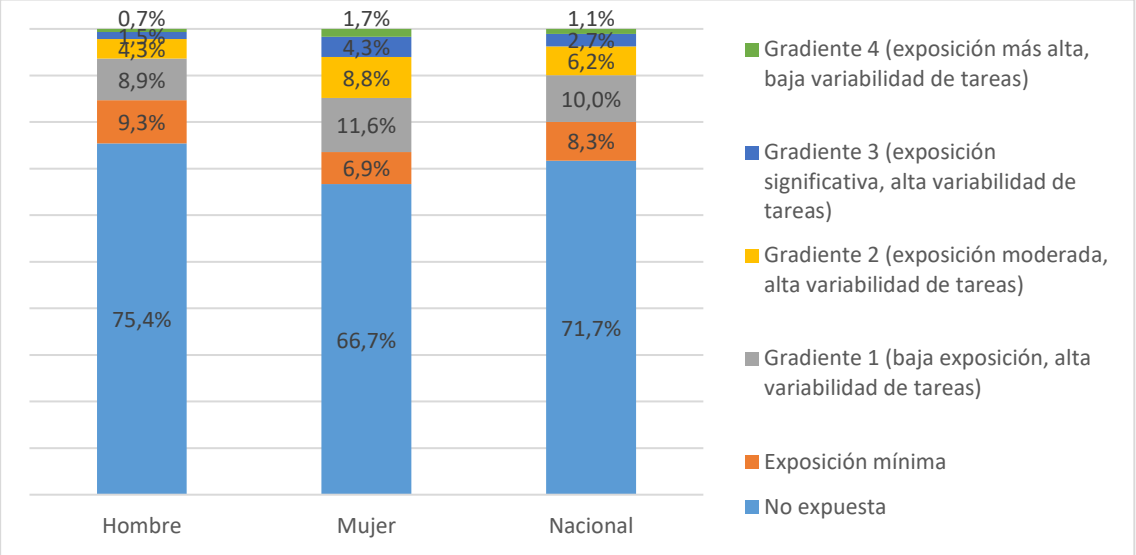
Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

7.1.4. Exposición por sexo

La exposición a la GenAI no se distribuye de manera uniforme entre hombres y mujeres. Tres de cada cuatro hombres ocupados (75,4%) se ubican en la categoría “No expuesta”, esa proporción baja a dos de cada tres mujeres (66,7%). El contraste se agudiza en los gradientes de mayor exposición: en el Gradiente 2 la proporción de mujeres duplica a la de hombres (8,8% frente a 4,3%), en el Gradiente 3 la triplica (4,3% frente a 1,5%) y en el Gradiente 4 es dos veces y media mayor (1,7% frente a 0,7%). En conjunto, una de cada tres mujeres ocupadas (33,3%) se encuentra en alguna categoría de

exposición (desde mínima hasta Gradiente 4), frente a uno de cada cuatro hombres (24,6%).

Ilustración 3:Exposición del empleo por sexo, 2025



Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

Este patrón es consistente con la evidencia internacional revisada en el marco teórico del estudio principal (Gmyrek et al., 2025), según la cual las ocupaciones administrativas y de oficina (con alta participación femenina en el mercado laboral ecuatoriano) concentran los niveles más altos de exposición a GenAI. La brecha sugiere que cualquier estrategia de recualificación laboral debería considerar un enfoque diferenciado por sexo, dado que las mujeres, en promedio, enfrentan un mayor nivel de exposición potencial que sus tareas actuales sean asistidas o transformadas por estas tecnologías.

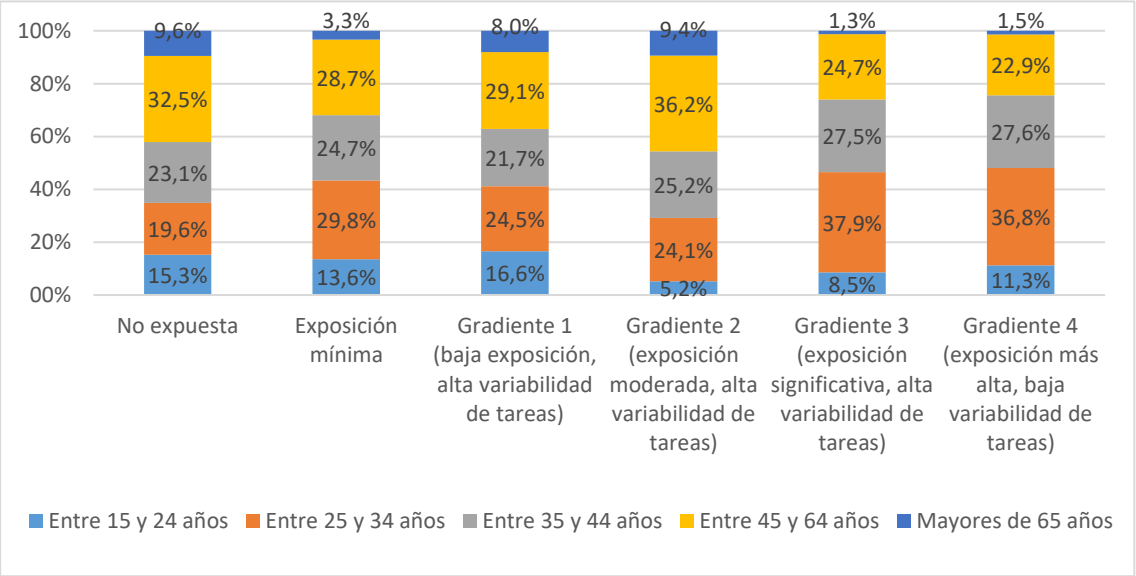
7.1.5. Exposición por grupos de edad

La estructura etaria del empleo expuesto a la GenAI muestra que cada gradiente tiene su propia distribución. El empleo en la categoría “No expuesta” se distribuye de forma relativamente equilibrada entre los grupos de edad, siendo el grupo de 45 años a 64 años el que concentra más empleo con el 32,5% y es la categoría en la que la concentración del empleo de personas de más de 65 años es la más alta con el 9,6%.

El porcentaje de empleo en los gradientes de exposición más alta a la IA (Gradientes 3 y 4) se concentra en el grupo de 25 a 34 años, llegando a 37,9% en el Gradiente 3 y 36,8% en el Gradiente 4. En estos mismos gradientes el empleo de las personas de 35 a 64 años llegó a 52,2% en el Gradiente 3 y 50,5% en el Gradiente 4.

El Gradiente 2 presenta una distribución distinta, el empleo se concentra con la mayor proporción en el grupo etario de 45 a 64 años con el 36,2% y al mismo tiempo, registra la menor proporción de jóvenes de 15 a 24 años con el 5,2%.

Ilustración 4: Categorías de exposición de IA por edad, 2025



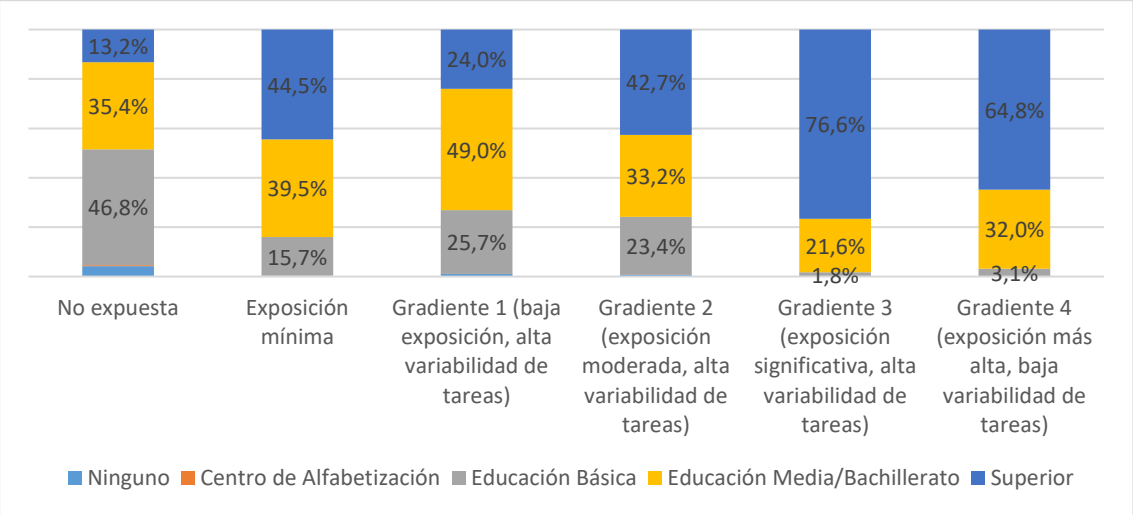
Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

Al agrupar a las personas de 25 a 44 años, se observa que representan el 65,4 % del empleo ubicado en el Gradiente 3 y el 64,4 % del correspondiente al Gradiente 4. En contraste, las personas de 15 a 24 años y las mayores de 65 años presentan una participación reducida en estos niveles de exposición. Estos resultados muestran que la exposición más alta a la GenAI se concentra principalmente en trabajadores de edades intermedias, por lo que este grupo constituye una población prioritaria para las políticas de actualización y adaptación de competencias frente a la transformación tecnológica.

7.1.6. Exposición por nivel de instrucción

El nivel de instrucción muestra la relación más marcada de todo el análisis: a medida que aumenta el gradiente de exposición, aumenta con fuerza la proporción de personas con educación superior. Mientras que en la categoría "No expuesta" solo el 13,2% de las personas ocupadas tiene educación superior, esa proporción llega al 76,6% en el Gradiente 3 y al 64,8% en el Gradiente 4. En sentido inverso, la educación básica pasa de representar el 46,8% del empleo no expuesto a apenas el 1,8% en el Gradiente 3.

Ilustración 5: Categorías de exposición de IA por nivel de instrucción, 2025



Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

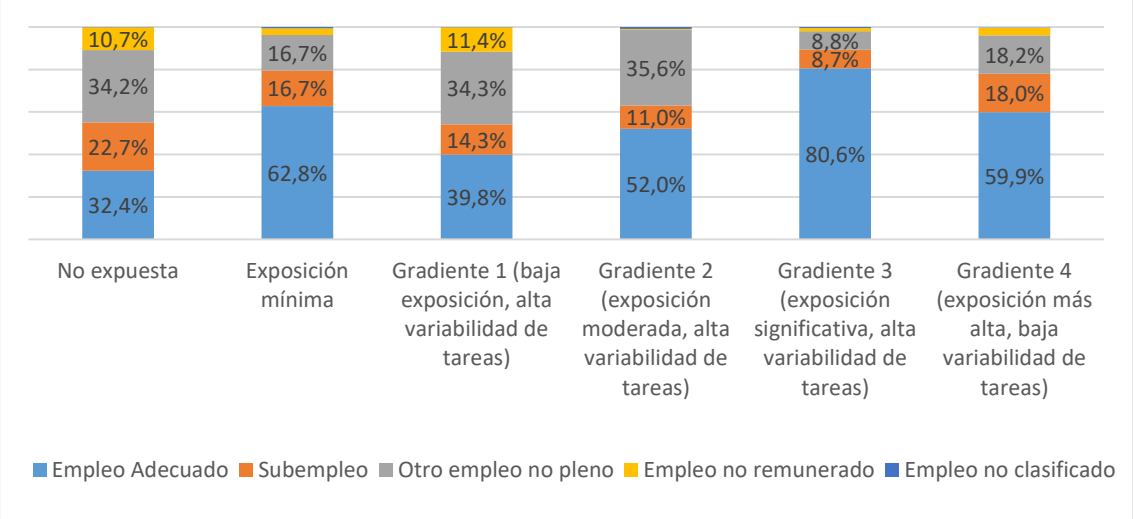
Este hallazgo confirma lo señalado por Amodei en 2026: la GenAI incide, sobre todo, en tareas cognitivas de alta calificación (redacción, análisis, programación, gestión de información), y no en las tareas manuales que caracterizaron a las revoluciones tecnológicas anteriores.

En consecuencia, el perfil de la persona trabajadora más expuesta a GenAI en Ecuador no es el de menor calificación, sino el de educación superior en ocupaciones administrativas, técnicas o profesionales, lo cual reafirma la pertinencia del enfoque de capacitación por niveles (Nivel 1 a Nivel 4) propuesto en el diagnóstico de necesidades del sector público, dirigido de manera prioritaria a este segmento.

7.1.7. Exposición por condición de actividad

La distribución del empleo según condición de actividad varía entre los distintos niveles de exposición a la IA Generativa, sin mostrar una relación lineal. En la categoría “No expuesta”, el 32,4 % corresponde a empleo adecuado (pleno), el 34,2 % a otro empleo no pleno y el 22,7 % a subempleo. El Gradiente 3 presenta la mayor proporción de empleo adecuado, con 80,6 %, y la menor proporción de subempleo, con 8,7 %. En el Gradiente 4, el empleo adecuado disminuye a 59,9 %, lo que confirma que un mayor nivel de exposición no implica necesariamente una mejora progresiva en la condición del empleo.

Ilustración 6: Categorías de exposición de IA por condición de actividad, 2025



Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

Este resultado refuerza la lectura de las secciones anteriores: la exposición a la IA Generativa se concentra, en Ecuador, en segmentos del mercado laboral que hoy gozan de mejores condiciones de empleo (mayor formalidad, mejor remuneración relativa y mayor calidad ocupacional), y no en los segmentos más precarios. La implicación para la política pública es doble. Por un lado, exige evitar una lectura simplista que asocie la exposición tecnológica únicamente con los trabajadores más vulnerables en el sentido tradicional (informales, de bajos ingresos o baja instrucción).

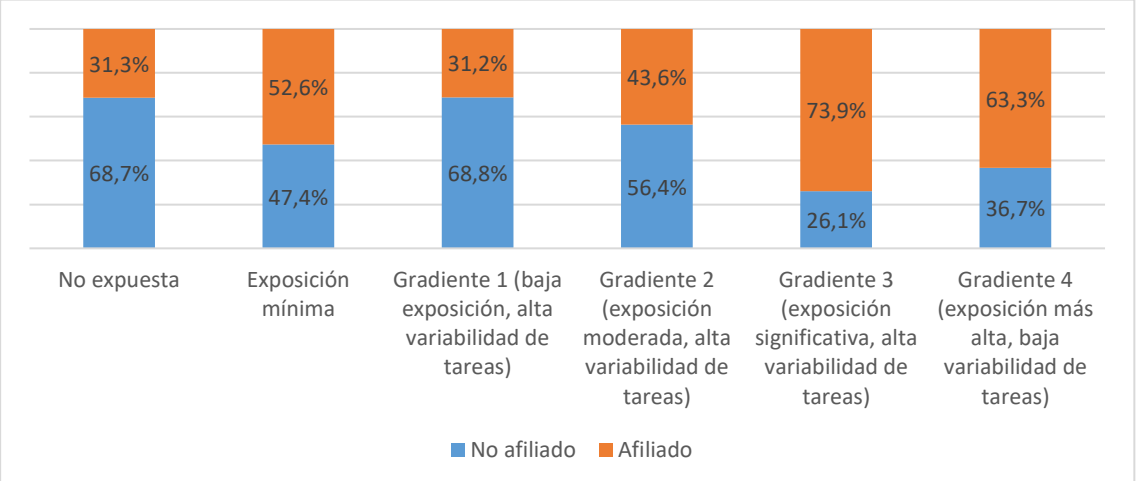
Asimismo, plantea un riesgo distinto: sobre que los trabajadores hoy bien posicionados (formales, calificados, con empleo adecuado) puedan ver erosionado el valor de sus tareas actuales si no acceden de manera oportuna a procesos de actualización de competencias, en línea con la advertencia de Amodei (2026) sobre la velocidad con la que la IA puede transformar el trabajo intelectual antes de que las personas logren adaptarse.

7.1.8. Exposición por afiliación a la seguridad social contributiva (IESS)

La proporción de personas afiliadas al IESS aumenta de forma marcada pero no lineal conforme crece la exposición a la GenAI. En la categoría "No expuesta", solo el 31.3% de las personas está afiliado (68,7% no afiliado), y el Gradiente 1 presenta un perfil casi idéntico (31,2% afiliado y 68,8% no afiliado), lo que indica que ambas categorías comparten una composición mayoritariamente informal.

La "Exposición mínima" marca un punto de inflexión, con una distribución casi equitativa (52,6% afiliado frente a 47,4% no afiliado), y a partir de ahí la formalidad se vuelve predominante: en el Gradiente 2 el 43,6% está afiliado, en el Gradiente 4 el 63,3% y en el Gradiente 3 se alcanza el punto más alto de todo el gráfico, con el 73,9% de las personas afiliadas al IESS (frente a apenas 26,1% no afiliadas).

Ilustración 7: Categorías de exposición de IA por afiliación a la seguridad social contributiva, 2025



Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

En conjunto, la exposición a GenAI se vuelve progresivamente más "formal" a medida que aumenta el gradiente (con la notable excepción del Gradiente 1, que rompe esa tendencia y se comporta como el empleo no expuesto), y que el punto de mayor exposición consistente (Gradiente 3) es, al mismo tiempo, el segmento con mayor cobertura de seguridad social de todo el mercado laboral analizado, lo que refuerza la idea de que el nivel de exposición más alto no recae sobre el empleo sin afiliación a la seguridad social, sino sobre ocupaciones que ya cuentan con afiliación a la seguridad social.

7.1.9. Ingreso laboral promedio por gradiente de exposición

El ingreso laboral promedio no aumenta de manera lineal con el gradiente de exposición. Las categorías “No expuesta” (480,7 USD) y “Gradiente 1” (489,8 USD), que agrupan ocupaciones con baja exposición o alta variabilidad de tareas, registran los ingresos promedio más bajos de toda la escala. En contraste, la “Exposición mínima” (838,4 USD) y el “Gradiente 3” (812,7 USD) presentan los ingresos más altos, incluso por encima del Gradiente 4 (703,3 USD).

Tabla 3: Ingresos laborales promedio por categoría de Exposición a AI, 2025

Gradiente	Nacional (USD)	Hombre (USD)	Mujer (USD)
No expuesta	480,7	510,7	430,7
Exposición mínima	838,4	866,1	790,1
Gradiente 1 (baja exposición, alta variabilidad de tareas)	489,8	524,9	447,1
Gradiente 2 (exposición moderada, alta variabilidad de tareas)	733,3	944,5	576,5
Gradiente 3 (exposición significativa, alta variabilidad de tareas)	812,7	893,2	776,7
Gradiente 4 (exposición más alta, baja variabilidad de tareas)	703,3	830,9	641,2

Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

Los resultados muestran que el ingreso laboral promedio no mantiene una relación lineal con el nivel de exposición a la IA Generativa. Un mayor gradiente de exposición no implica necesariamente un mayor ingreso:

mientras el Gradiente 3 registra uno de los ingresos promedio más altos (USD 812,7), el Gradiente 4 presenta un valor menor (USD 703,3).

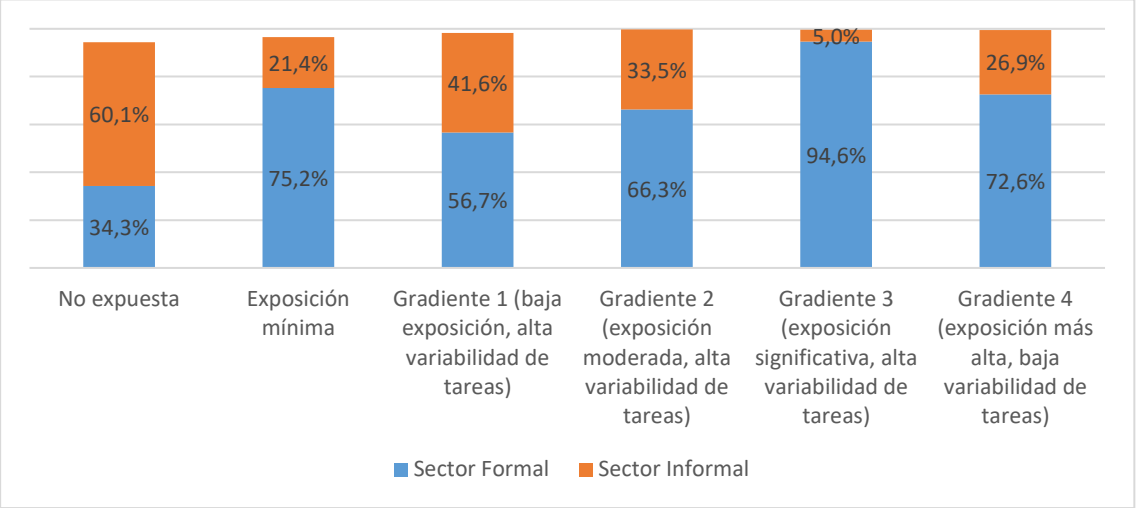
Este patrón coincide con los resultados observados por nivel de instrucción, donde los gradientes de mayor exposición concentran una mayor proporción de personas con educación superior. Los resultados son compatibles con el planteamiento de PwC (2026) sobre la existencia de un mercado laboral dual, en el que la IA profesionaliza ciertos empleos (elevando su remuneración) al mismo tiempo que expone sus tareas a la IA.

La brecha salarial de género, sin embargo, se mantiene (y en algunos casos se amplía) en todos los gradientes. La diferencia más pronunciada se observa en el Gradiente 2, donde el ingreso promedio de los hombres (944.5 USD) supera en 63.9% al de las mujeres (576.5 USD); en el Gradiente 4 la diferencia es de 29.6% (830.9 USD frente a 641.2 USD). Esto indica que, incluso dentro de ocupaciones con un nivel de exposición similar, la desigualdad salarial entre hombres y mujeres persiste, lo que debería considerarse en el diseño de cualquier política de transición tecnológica justa.

7.1.10. Sectorización del empleo por gradiente de exposición

La formalidad (vista desde la formalización de la unidad económica) del empleo aumenta de manera marcada a medida que crece el gradiente de exposición, aunque no de forma estrictamente lineal. En la categoría "No expuesta", el empleo en el sector informal es mayoritario (60,1% frente a 34,3% del empleo en el sector formal), lo que confirma que buena parte del empleo sin exposición tecnológica corresponde a actividades de baja productividad y escasa formalización. Esta relación se invierte por completo a partir de la "Exposición mínima", donde el empleo en el sector formal salta a 75,2% (frente al 21,4% del empleo en sector informal), y se mantiene predominante en todos los gradientes siguientes.

Ilustración 8: Categorías de exposición de IA por sectorización del empleo, 2025



Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

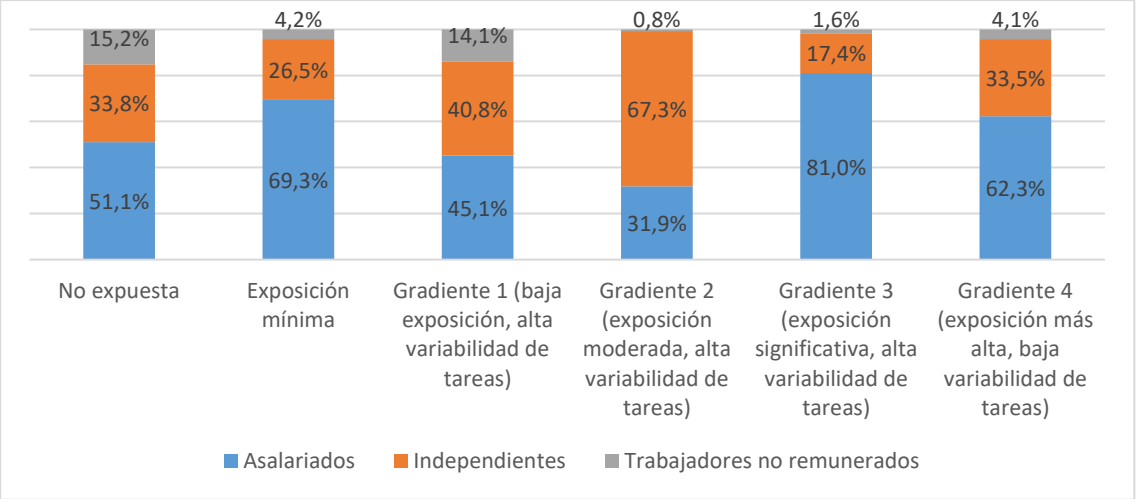
El punto más alto de empleo en el sector formal se alcanza en el Gradiente 3 (exposición significativa), donde el 94,6% del empleo se encuentra en el sector formal y apenas el 5,0% del empleo se encuentra en el sector informal, la brecha más amplia de todo el gráfico. Esto confirma, lo observado en el análisis de la afiliación a la seguridad social contributiva: el nivel de exposición más consistente y significativo se concentra casi en su totalidad en el segmento formal de la economía.

El análisis de la sectorización del empleo refuerza lo observado respecto de la afiliación a la seguridad social: una mayor exposición potencial a la IA Generativa no está asociada necesariamente con condiciones de informalidad. La mayor concentración de empleo formal se registra en el Gradiente 3, donde el 94,6 % de las personas ocupadas pertenece al sector formal, mientras que en el Gradiente 4 esta proporción alcanza el 72,6 %. Estos resultados muestran que los grupos con exposición significativa a la IA incluyen segmentos que actualmente presentan condiciones de mayor formalidad, por lo que las políticas de actualización de competencias y recualificación laboral no deberían limitarse a los trabajadores tradicionalmente considerados vulnerables por su condición de informalidad, sino incorporar también a las ocupaciones con mayores niveles de exposición a la transformación de sus tareas.

7.1.11. Relación de dependencia del empleo por gradiente de exposición

La relación de dependencia dominante varía de forma significativa entre gradientes, sin seguir un patrón estrictamente creciente o decreciente. El trabajo asalariado (relación de dependencia) es mayoritario en la mayoría de las categorías, alcanzando su punto más alto en el Gradiente 3 (81,0%), lo que confirma, con una tercera fuente de evidencia (después de la afiliación al IESS y la sectorización del empleo), que este gradiente concentra el segmento más institucionalizado del mercado laboral. La Exposición mínima también muestra una proporción alta de asalariados (69,3%), reforzando la idea de que estas dos categorías (Exposición mínima y Gradiente 3) comparten un perfil de empleo bajo relación de dependencia más consolidado que el resto de la escala.

Ilustración 9: Categorías de exposición de IA por relación de dependencia, 2025



Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

En el Gradiente 2, se rompe con la tendencia observada en las categorías de Exposición Mínima y Gradiente 3, debido a que es la única categoría donde predomina el trabajo sin relación de dependencia, es decir, el trabajo independiente (67,3%, frente a apenas 31.9% de asalariados), la proporción de independientes más alta de todo el gráfico. Esto sugiere que el Gradiente 2 concentra un perfil ocupacional distinto al de los demás niveles de exposición significativa, posiblemente asociado a profesionales o técnicos

que ejercen por cuenta propia (consultores o prestadores de servicios especializados. Los resultados observados en el Gradiente 2 tienen una implicación en el diseño de una política pública, debido a que los trabajadores del Gradiente 2 no cuentan con empleadores que intermedien el acceso a los servicios de empleo, capacitación o protección social.

Por otro lado, el trabajo no remunerado (ausencia de relación de dependencia) es marginal (por debajo de 5%) en la Exposición mínima y en los Gradientes 2, 3 y 4, pero alcanza una proporción considerablemente mayor en la categoría "No expuesta" (15,2%) y en el Gradiente 1 (14,1%), estas categorías ya se habían identificado como las de mayor heterogeneidad y menor formalidad relativa con los análisis de afiliación a la seguridad social contributiva y sectorización del empleo.

7.1.12. Rama de actividad económica por gradiente de exposición

La siguiente tabla muestra una brecha muy marcada entre los sectores primarios y de producción física, prácticamente sin exposición, y un grupo reducido de ramas de servicios que concentran niveles de exposición muy altos.

Por un lado, las actividades primarias y de producción física muestran una exposición mínima o nula a la IA: Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca (con el 99,15% en "No expuesta"), Actividades en hogares privados con servicio doméstico (con el 92,85% en “No expuesta”), Construcción (con el 96,06% en “No expuesta”) y Otras actividades de servicios (con el 90,98% en “No expuesta”) presentan niveles de exposición cercanos a cero en todos los gradientes, debido a la naturaleza física y manual de sus tareas, por lo que presentan niveles bajos de exposición de la IA Generativa.

Otras ramas de actividad que presentan baja exposición a la IA son:

- Explotación de minas y canteras que presenta el 87,32% del empleo en “No expuesta”

- Actividades de servicios administrativos y de apoyo: proporción del empleo en la categoría de “No expuesta” es 82,36%
- Industrias manufactureras, donde la proporción del empleo que está en la categoría “No expuesto” es del 81,45%
- Actividades de alojamiento y de servicio de comidas, donde la proporción del empleo que está en la categoría “No expuesto” es del 76,84%

Tabla 4: Rama de actividad económica por categoría de Exposición a AI, 2025

Rama de actividad económica	No expuesta	Exposición mínima	Gradiente 1 (baja exposición, alta variabilidad de tareas)	Gradiente 2 (exposición moderada, alta variabilidad de tareas)	Gradiente 3 (exposición significativa, alta variabilidad de tareas)	Gradiente 4 (exposición más alta, baja variabilidad de tareas)
Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca.	99,15%	0,49%	0,14%	0,07%	0,12%	0,02%
Explotación de minas y canteras.	87,32%	7,72%	0,69%	1,25%	2,32%	0,72%
Industrias manufactureras.	81,45%	8,63%	4,30%	3,35%	1,51%	0,77%
Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado.	43,91%	17,85%	17,64%	12,91%	5,62%	2,06%
Distribución de agua; alcantarillado, gestión de desechos y actividades de saneamiento.	56,34%	27,00%	6,73%	2,75%	3,87%	3,32%
Construcción.	96,06%	2,21%	0,29%	0,72%	0,51%	0,20%
Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas.	28,25%	5,67%	35,98%	26,07%	1,30%	2,73%
Transporte y almacenamiento.	26,61%	25,31%	41,37%	2,49%	3,72%	0,49%
Actividades de alojamiento y de servicio de comidas.	76,84%	18,86%	2,71%	0,21%	1,27%	0,12%
Información y comunicación.	14,76%	12,16%	10,34%	37,09%	23,77%	1,88%
Actividades financieras y de seguros.	3,93%	4,11%	1,29%	18,53%	36,80%	35,33%
Actividades inmobiliarias.	35,56%	49,58%	1,36%	2,35%	9,41%	1,76%
Actividades profesionales, científicas y técnicas.	15,75%	39,60%	5,29%	9,93%	25,89%	3,55%
Actividades de servicios administrativos y de apoyo.	82,36%	3,36%	1,00%	4,00%	8,36%	0,92%
Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria.	59,11%	15,48%	7,06%	7,10%	9,35%	1,91%
Enseñanza.	67,82%	22,50%	3,61%	1,31%	4,43%	0,32%
Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social.	57,00%	24,64%	7,74%	2,38%	7,26%	0,97%
Artes, entretenimiento y recreación.	51,72%	20,47%	10,02%	13,07%	3,69%	1,02%
Otras actividades de servicios.	90,98%	2,96%	1,55%	2,67%	1,60%	0,24%

Rama de actividad económica	No expuesta	Exposición mínima	Gradiente 1 (baja exposición, alta variabilidad de tareas)	Gradiente 2 (exposición moderada, alta variabilidad de tareas)	Gradiente 3 (exposición significativa, alta variabilidad de tareas)	Gradiente 4 (exposición más alta, baja variabilidad de tareas)
Actividades en hogares privados con servicio doméstico	92,85%	4,93%	2,22%	0,00%	0,00%	0,00%

Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

Por otro lado, las tres ramas que concentran una gran proporción del empleo en los gradientes de mayor riesgo de exposición a la IA en el país son:

- Actividades financieras y de seguros es, con amplio margen, la rama más expuesta: solo el 3,93% de su empleo es "No expuesto", y el 72,1% se ubica en los dos gradientes más altos (36,80% en Gradiente 3 y 35,33% en Gradiente 4), una concentración muy superior a la de cualquier otra rama de la economía.

- Actividades profesionales, científicas y técnicas presentan el 29,4% del empleo en los Gradientes 3 y 4 combinados, mientras que el 39,60% del empleo se concentra en “Exposición Mínima”.

- Información y comunicación presenta el 25,7% del empleo concentrado en el Gradiente 3 (23,8%) y Gradiente 4 (1,9%). Mientras que el 37,1% del empleo se concentra en el Gradiente 2.

Algunas ramas de actividad presentan una proporción relevante de empleo expuesto a la IA Generativa, concentrada principalmente en niveles de exposición baja o moderada y con alta variabilidad entre las tareas de las ocupaciones que las integran.

En Transporte y almacenamiento, el 41,37 % del empleo se ubica en el Gradiente 1 y el 25,31 % en Exposición mínima; considerando todas las categorías de exposición, cerca de tres de cada cuatro personas ocupadas de esta rama se encuentran en algún nivel de exposición. Un patrón similar se observa en Comercio al por mayor y al por menor, donde el 35,98 % del empleo se concentra en el Gradiente 1 y el 26,07 % en el Gradiente 2. Estos

resultados muestran que, en ambas ramas, la exposición se concentra principalmente en ocupaciones con niveles bajos o moderados de exposición y una elevada variabilidad entre sus tareas, mientras que la participación en los gradientes de exposición más alta es reducida.

Un caso particular es la rama de Actividades inmobiliarias, donde casi la mitad del empleo (49.58%) se concentra en "Exposición mínima", muy por encima de cualquier otra rama en esa categoría, lo que indica una exposición generalizada, pero de baja intensidad, probablemente vinculada a tareas de que no pueden ser sustituidas por GenAI.

7.1.13. Grupo Ocupacional por gradiente de exposición

El grupo ocupacional de Personal de apoyo administrativo es el grupo más expuesto de la estructura ocupacional, debido a que concentra el 58,0% de su empleo en los gradientes más altos de exposición, donde el 39,1% se encuentra en el Gradiente 3 y representa 93.597 personas y el gradiente 4 recoge el 18,9% y representa 45.225 personas.

Grupo ocupacional	No expuesta	Exposición mínima	Gradiente 1	Gradiente 2	Gradiente 3	Gradiente 4
Directores y gerentes	6,1% (4.556)	67,6% (50.416)	0,6% (470)	25,7% (19.140)		
Profesionales científicos e intelectuales	55,1% (330.958)	20,5% (122.939)	3,5% (21.157)	7,9% (47.695)	12,1% (72.827)	0,9% (5.538)
Técnicos y profesionales de nivel medio	22,9% (81.268)	29,8% (105.921)	2,1% (7.486)	27,0% (95.861)	15,5% (55.005)	2,8% 9.991
Personal de apoyo administrativo		29,4% (70.335)	1,3% (3.117)	11,2% (26.817)	39,1% (93.597)	18,9% (45.225)
Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios	32,3% (512.161)	10,5% (166.107)	35,0% (554.816)	20,3% (320.831)		1,9% (29.438)
Trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros	100% (1.812.087)					
Oficiales, operarios y artesanos	99,9% (956.679)	0,1% (1.367)	0,002% (18)			

Grupo ocupacional	No expuesta	Exposición mínima	Gradiente 1	Gradiente 2	Gradiente 3	Gradiente 4
Operadores de instalaciones y máquinas	33,1% (183.082)	26,4% (145.994)	40,6% (224.591)			
Ocupaciones elementales	98,1% (2.012.503)	1,0% (21.108)	0,9% (18.439)			
Fuerzas Armadas	100% (33.037)					

Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

El grupo de Directores y gerentes presenta un patrón particular, solo el 6,1% se clasifica como “No expuesto”, pero el 67,7% (50.416 personas) se concentra en “Exposición mínima” y en los Gradientes 3 y 4 no se registran datos. Este patrón sugiere que las funciones de dirección y gerencia están mayoritariamente expuestas en un grado bajo con una asistencia puntual de IA en tareas específicas por lo que no llegan a estar expuestos a altos niveles por la naturaleza estratégica y de toma de decisiones

Los Profesionales científicos e intelectuales muestran que 55,1% de empleo se encuentra en la categoría de "No expuesta", mientras que 12,1% se encuentra en el Gradiente 3, lo que representa 72.827 personas. Los Técnicos y profesionales de nivel medio presentan un perfil de exposición aún mayor debido a que cerca de tres cuartas partes de su empleo, es decir, el 77,1% tiene algún grado de exposición a la IA, con una concentración importante en Gradiente 2 con el 27,0%, lo que representa 95.861 personas y Gradiente 3 con el 15,5% (55.005 personas).

Entre las ocupaciones de tipo operativo, destaca Operadores de instalaciones y máquinas, donde el 40,6% del empleo (224.591 personas) se ubica en Gradiente 1, la proporción relativa más alta de esa categoría en todo el cuadro, seguido de Trabajadores de los servicios y vendedores de comercio, donde el Gradiente 1 también es la categoría de exposición más numerosa en términos absolutos (554.816 personas, aunque representa el 35,0% del total de empleo de este grupo ocupacional). Ambos casos son coherentes con la naturaleza de "alta variabilidad de tareas" que define al Gradiente 1: se trata de ocupaciones que combinan tareas rutinarias que pueden ser

asistidas por IA (por ejemplo, procesamiento de pedidos, atención estandarizada) con otras que requieren presencia física o trato directo.

Por otro lado, los grupos ocupacionales de naturaleza manual o primaria no se encuentran altamente expuestas a la IA. En estos grupos ocupacionales, entre el 98% y el 100% del empleo se encuentran en la categoría “No Expuestos”:

- Trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros
- Oficiales, operarios y artesanos
- Ocupaciones elementales, y
- Fuerzas Armadas

Esto confirma, a nivel de grupo ocupacional, el mismo patrón identificado antes por rama de actividad: la exposición a la IA Generativa se concentra casi en su totalidad en ocupaciones de oficina, dirección, y de carácter técnico o profesional, mientras que las ocupaciones manuales y operativas de baja calificación quedan, en su inmensa mayoría, fuera de la exposición a IA.

7.1.14. Matriz de vulnerabilidad laboral por gradiente de exposición: afiliación a la seguridad social, sectorización del empleo y nivel de instrucción

La siguiente tabla presenta el empleo estimado según afiliación a la seguridad social contributiva y sectorización del empleo, desagregado por nivel de instrucción para cada categoría de exposición a la IA Generativa. Para facilitar la identificación de las mayores concentraciones de empleo, las celdas utilizan una escala de calor basada en el número estimado de personas ocupadas: los valores más bajos se representan en verde, los intermedios en amarillo y los más altos en rojo. Esta escala de colores representa la magnitud del empleo estimado y no el nivel de exposición a la IA, el cual está determinado por las categorías No expuesta, Exposición mínima y Gradientes 1 a 4.

Tabla 5: Empleo estimado por afiliación a la seguridad social, sectorización del empleo y nivel de instrucción, según gradiente de exposición a GenAI, 2025

Afiliación a la seguridad social contributiva	Sectorización del Empleo	Nivel de instrucción				
		Ninguno	Centro de Alfabetización	Educación Básica	Educación Media/Bachillerato	Superior
No expuesta						
No afiliado	Sector Formal	14.048	693	294.058	393.670	136.789
	Sector Informal	168.300	17.445	1.683.913	947.890	159.551
	Empleo Doméstico	2.516	7	67.609	60.488	10.167
	No Clasificados por Sector	4.020	370	59.036	43.644	6.812
Afiliado a la seguridad social	Sector Formal	6.136	542	254.782	497.053	432.349
	Sector Informal	51.122	8.387	370.000	124.832	30.954
	Empleo Doméstico	533	8	38.824	22.555	2.440
	No Clasificados por Sector	237	72	7.496	4.925	2.060
Exposición mínima						
No afiliado	Sector Formal	177		27.684	75.082	69.673
	Sector Informal	1.712		30.482	62.441	37.884
	Empleo Doméstico			2.513	3.777	2.325
	No Clasificados por Sector	19		3.689	5.761	1.172
Afiliado a la seguridad social	Sector Formal	74		37.539	117.228	186.909
	Sector Informal	98		4.681	3.656	5.411
	Empleo Doméstico	5		601	1.408	278
	No Clasificados por Sector			339	1.077	493
Gradiente 1 (baja exposición, alta variabilidad de tareas)						
No afiliado	Sector Formal	2.207	9	50.716	137.959	64.610
	Sector Informal	5.476	197	116.038	142.820	41.120
	Empleo Doméstico			144	2.148	221
	No Clasificados por Sector			929	4.919	1.895
Afiliado a la seguridad social	Sector Formal	300		28.768	102.517	83.338
	Sector Informal	1.892		16.073	14.104	7.449
	Empleo Doméstico			296	1.732	358
	No Clasificados por Sector			706	646	509
Gradiente 2 (exposición moderada, alta variabilidad de tareas)						
No afiliado	Sector Formal	917	15	37.897	55.299	49.368
	Sector Informal	1.970	138	55.361	59.001	27.144
	Empleo Doméstico					
	No Clasificados por Sector			69	153	540
Afiliado a la seguridad social	Sector Formal	212		13.304	47.878	133.310
	Sector Informal	629	8	12.703	6.927	7.109
	Empleo Doméstico					
	No Clasificados por Sector				43	349

Afiliación a la seguridad social contributiva	Sectorización del Empleo	Nivel de instrucción				
		Ninguno	Centro de Alfabetización	Educación Básica	Educación Media/Bachillerato	Superior
Gradiente 3 (exposición significativa, alta variabilidad de tareas)						
No afiliado	Sector Formal			1.099	14.523	33.737
	Sector Informal			289	2.752	4.695
	Empleo Doméstico					
	No Clasificados por Sector			56	245	300
Afiliado a la seguridad social	Sector Formal			2.491	30.153	127.475
	Sector Informal			57	226	3.073
	Empleo Doméstico					
	No Clasificados por Sector				20	238
Gradiente 4 (exposición más alta, baja variabilidad de tareas)						
No afiliado	Sector Formal			303	4.732	6.939
	Sector Informal			1.626	11.924	7.153
	Empleo Doméstico					
	No Clasificados por Sector				176	225
Afiliado a la seguridad social	Sector Formal			592	11.072	41.849
	Sector Informal			294	985	2.301
	Empleo Doméstico					
	No Clasificados por Sector					20

Fuente: *INEC-ENEMDU, acumulada anual 2025*
Elaboración*: Dirección de Investigación y Estudios Laborales*

7.2. Resultados cualitativos

7.2.1. Principales oportunidades y limitaciones para la adopción de inteligencia artificial en el sector público

7.2.1.1. Oportunidades

La OCDE (2025) plantea siete elementos fundamentales para que esta adopción sea efectiva: gobernanza, datos, infraestructura digital, talento y capacidades, inversión, contratación pública y alianzas con actores no gubernamentales.

- **Mejora de los servicios públicos**
  - Automatización de trámites y solicitudes.
  - Asistentes virtuales disponibles 24/7.

  - Personalización de servicios según las necesidades de los ciudadanos.
  - Reducción de tiempos de espera y respuesta.

- **Mayor eficiencia administrativa**

  - Automatización de tareas repetitivas, como clasificación de documentos, elaboración de informes o procesamiento de solicitudes.
  - Liberación de tiempo de los funcionarios para actividades de mayor valor.
  - Reducción de costos operativos y errores humanos.

- **Mejor toma de decisiones públicas**

  - Análisis de grandes volúmenes de datos.
  - Elaboración de pronósticos sobre demanda de servicios, movilidad, salud, educación o seguridad.
  - Identificación de patrones que pueden apoyar el diseño y evaluación de políticas públicas.

- **Prevención del fraude y la corrupción**

  - Detección de transacciones o comportamientos anómalos.
  - Identificación de posibles irregularidades en contratación pública, impuestos o programas sociales.
  - Apoyo a auditorías y controles gubernamentales. La OCDE señala precisamente la detección del fraude como uno de los usos con potencial significativo.

- **Fortalecimiento de la atención ciudadana**

  - Chatbots y sistemas de consulta en lenguaje natural.
  - Traducción y accesibilidad de información pública.
  - Orientación automática sobre requisitos, trámites y servicios.
  - Mayor capacidad para atender grandes volúmenes de consultas.

- **Mejor planificación y uso de recursos**

- Predicción de demanda de hospitales, escuelas o transporte.
- Optimización de rutas y distribución de recursos.
- Identificación anticipada de necesidades sociales o territoriales.

- **Apoyo al trabajo de los servidores públicos**

  - Resumen y análisis de documentos.
  - Búsqueda rápida de normativa y antecedentes.
  - Generación de borradores e informes.

7.2.1.2. Limitaciones

De acuerdo con el informe desarrollado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) y la World Association of Public Employment Services (WAPES), el uso de la Inteligencia Artificial (IA) en el sector público presenta diversas limitaciones que van desde desafíos organizacionales hasta barreras éticas y técnicas (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

A continuación, se detallan las principales barreras localizadas:

a) Falta de preparación organizacional

La implementación de IA no depende únicamente de disponer de una herramienta, sino también de contar con una cultura institucional que favorezca la innovación y permita gestionar los cambios asociados con su utilización. A esta situación se suma la capacidad limitada para gestionar proyectos tecnológicos complejos. Algunas organizaciones dependen de proveedores externos para desarrollar o implementar soluciones de IA, lo que puede generar una dependencia de conocimientos especializados que no necesariamente se encuentran disponibles internamente. Esta situación adquiere mayor relevancia cuando las instituciones requieren supervisar, evaluar y adaptar las soluciones tecnológicas a sus propias necesidades (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

b) Barreras éticas, de transparencia y sesgo

La adopción de IA también plantea desafíos relacionados con la ética, la transparencia y la posibilidad de reproducir o amplificar sesgos. Uno de los principales riesgos señalados es que los sistemas de IA puedan incorporar imprecisiones o sesgos presentes en los datos utilizados para su desarrollo, generando resultados que afecten de manera desproporcionada a determinados grupos de población, particularmente a aquellos que se encuentran en situaciones de mayor vulnerabilidad.

En determinados casos, puede resultar difícil comprender o explicar cómo una herramienta llegó a una recomendación, clasificación o decisión específica. Esta falta de transparencia adquiere especial importancia en el sector público, donde las decisiones pueden tener efectos directos sobre el acceso de las personas a servicios, oportunidades laborales y otros beneficios públicos (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

c) Infraestructura y disponibilidad de datos

La infraestructura digital y la disponibilidad de datos de calidad constituyen otra condición fundamental para la adopción de IA. En especial para los países de ingresos bajos y medios, persisten deficiencias en la infraestructura digital que pueden limitar la incorporación de tecnologías avanzadas en los servicios públicos.

En consecuencia, la transformación digital y la adopción de IA requieren avanzar paralelamente en el fortalecimiento de la infraestructura tecnológica y en la generación, gestión e interoperabilidad de datos confiables y pertinentes (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

d) Barreras legales y administrativas

Las restricciones legales y la fragmentación de los procesos administrativos también pueden limitar el alcance de las soluciones basadas en IA. En determinados servicios todavía existen disposiciones que requieren la interacción presencial de las personas, por ejemplo, para procesos de

identificación. Este tipo de requisitos puede impedir que determinados servicios sean completamente digitalizados o automatizados.

Esta situación evidencia que la incorporación de IA no debe abordarse únicamente como un proyecto tecnológico, sino como parte de un proceso más amplio de modernización y transformación de los servicios (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

e) Brecha digital e inclusión

La incorporación de IA y la digitalización de los servicios públicos también generan desafíos relacionados con la brecha digital y el riesgo de exclusión. Las estrategias que dependen exclusivamente de canales digitales pueden generar dificultades para las personas que no cuentan con acceso suficiente a tecnología o que no poseen las habilidades necesarias para utilizarla.

Por esta razón, se plantea la importancia de mantener un enfoque centrado en las personas, en el que la IA contribuya a mejorar los servicios sin sustituir completamente el acompañamiento humano. Para quienes enfrentan múltiples barreras de acceso al empleo, la orientación y el apoyo personalizado continúan siendo elementos fundamentales del proceso de atención (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

f) Limitaciones de recursos y nivel de adopción

La transformación digital y la incorporación de soluciones de IA requieren inversiones que pueden resultar significativas para instituciones que operan con presupuestos limitados. Los costos no se relacionan únicamente con la adquisición de herramientas, sino también con la infraestructura, el desarrollo de capacidades, la integración de sistemas y el mantenimiento de las soluciones (BID, OCDE, & WAPES, 2026).

Por otro lado, la revisión bibliográfica también permitió identificar algunas barreras que afectan al sector privado, como la falta de habilidades para la adopción de IA, especialmente en pymes. La intervención de política pública constituye un elemento relevante para promover un desarrollo equitativo, ya

que, sin la intervención pública, es posible que la desigualdad en productividad y oportunidades laborales aumente. Es fundamental desarrollar habilidades alineadas con las nuevas demandas del mercado laboral para aprovechar los beneficios de la IA y mitigar sus riesgos.

7.2.2. Análisis Comparativo Regional de Programas relacionados en Inteligencia Artificial

En América Latina y el Caribe, este desafío se presenta en un contexto marcado por importantes brechas de acceso y desarrollo de competencias. El Banco Interamericano de Desarrollo señala que, la formación para el trabajo constituye un elemento fundamental para mejorar la empleabilidad y la productividad, particularmente cuando las necesidades de las personas trabajadoras se articulan con las demandas cambiantes del sector productivo (BID, 2023).

Dentro de este contexto, las experiencias de Brasil, Chile, México y Colombia resultan de interés porque estos países han avanzado en la construcción de programas orientados al desarrollo de habilidades digitales y, progresivamente, de competencias relacionadas con la IA. Aunque cada país ha desarrollado sus programas de acuerdo con sus propias condiciones institucionales y productivas, se observa una tendencia común hacia modelos que articulan al Estado con empresas, instituciones educativas, organismos de cooperación y centros de investigación. Esta articulación busca que la capacitación responda de manera más directa a las competencias que están siendo demandadas en el mercado laboral.

7.2.2.1. Brasil: articulación entre transformación digital, formación y necesidades productivas

En Brasil, la formación en inteligencia artificial se desarrolla dentro de un proceso más amplio de transformación digital que involucra al sector público, la industria, las instituciones educativas y los centros de investigación. La Estrategia Brasileña de Inteligencia Artificial (EBIA) incorpora entre sus ámbitos de acción la formación de recursos humanos y el desarrollo de

capacidades, junto con aspectos relacionados con la ética y el uso responsable de la tecnología (Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação, 2021).

Otro componente relevante es el papel de Cetic.br/NIC.br, que genera información sobre el nivel de adopción de tecnologías digitales e IA en las instituciones públicas. La encuesta TIC Governo 2025 reportó que el 59 % de los organismos públicos federales y estatales utilizaba tecnologías de IA y, además, permitió identificar la existencia de cursos y capacitaciones dirigidas a funcionarios. Este tipo de información resulta importante porque permite relacionar el avance de la adopción tecnológica con las necesidades de desarrollo de capacidades (Cetic.br, 2025).

Un caso especialmente interesante es la iniciativa Seu Futuro Novotec, desarrollada en São Paulo. La herramienta utiliza IA para orientar a estudiantes de educación secundaria hacia trayectorias profesionales vinculadas con áreas como desarrollo de aplicaciones, ciencia de datos y ciberseguridad, utilizando información sobre intereses, habilidades y oportunidades laborales.

La experiencia incorporó además una alianza entre el Gobierno de São Paulo, Itaú Educação e Trabalho, instituciones del tercer sector y empresas del sector tecnológico. En los talleres de identificación de necesidades participaron 18 corporaciones líderes de tecnologías de información, con el propósito de alinear los currículos educativos con los requerimientos de la industria.

El piloto registró 16.507 usuarios y mostró una participación importante de jóvenes de 15 a 24 años. Asimismo, el 81 % culminó el test psicométrico de orientación vocacional y la aplicación obtuvo una valoración promedio de 4,3 sobre 5. Estos resultados muestran el potencial de utilizar herramientas digitales e IA no solo para enseñar tecnología, sino también para orientar decisiones formativas a partir de información sobre habilidades, intereses y oportunidades laborales.

En el sector privado, el Sistema S, particularmente el Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial (SENAI), constituye una experiencia consolidada de articulación entre formación profesional y necesidades de la industria. Sus programas de formación permiten desarrollar procesos de actualización y reconversión profesional (*upskilling* y *reskilling*) vinculados con los cambios tecnológicos de los procesos productivos (Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação, 2021).

Una de las principales fortalezas de este modelo es la estrecha vinculación entre la formación y las necesidades de las empresas, lo que facilita la actualización de perfiles y competencias frente a procesos de automatización, digitalización y adopción de Inteligencia Artificial (Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação, 2021).

Asimismo, el ecosistema brasileño de innovación favorece la cooperación entre empresas tecnológicas, universidades, centros de investigación y organizaciones de formación. Estas alianzas permiten desarrollar laboratorios de innovación, programas especializados y espacios de experimentación en IA. La participación del sector tecnológico contribuye a incorporar conocimientos y herramientas actualizadas, mientras que las universidades y centros de investigación aportan capacidades científicas y metodológicas (Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação, 2021).

7.2.2.2. Chile: formación, reconversión laboral y anticipación de las necesidades de competencias

Chile presenta una experiencia particularmente relevante porque ha avanzado hacia una mayor conexión entre capacitación, información del mercado laboral y reconversión de trabajadores. El país ha desarrollado mecanismos de prospección laboral destinados a identificar posibles desajustes entre las competencias disponibles y las que requieren los empleadores.

Uno de los casos más representativos es el ecosistema Relink–MapHa, desarrollado mediante una alianza público-privada con participación de la

Subsecretaría del Trabajo, SENCE, SOFOFA y el BID. Relink utiliza información sobre la trayectoria laboral, las habilidades y el potencial de aprendizaje de cada persona para identificar posibles transiciones hacia nuevas ocupaciones (SENCE, SOFOFA,BID, 2026).

El sistema se complementa con MapHa, una taxonomía de ocupaciones y habilidades construida a partir del estándar ESCO y adaptada al contexto latinoamericano. Al cierre de las fases analizadas, la plataforma contaba con más de 3.000 ocupaciones y 14.000 habilidades clasificadas. Además, permitió diagnosticar brechas de habilidades a más de 3.500 personas y diseñar nueve planes formativos modulares en diferentes sectores productivos (SENCE, SOFOFA, BID, 2026).

La experiencia resulta relevante porque introduce una lógica diferente para la planificación de la capacitación: primero se identifica qué habilidades tiene la persona, qué habilidades requiere una ocupación y qué distancia existe entre ambas; posteriormente se determina qué formación puede ayudar a cerrar esa brecha.

En esta misma línea se encuentra Talento Digital Reinvéntate, impulsado por SENCE y Talento Digital para Chile, que busca facilitar la reconversión de personas desempleadas hacia ocupaciones tecnológicas de alta demanda. Su modelo integra formación, certificación e intermediación laboral, favoreciendo procesos de upskilling y reskilling (OIT, 2021).

El marco institucional se complementa con la Política Nacional de Inteligencia Artificial, que incorpora tres dimensiones: factores habilitantes y desarrollo de talento; desarrollo y adopción; y gobernanza y ética. Esta última contempla aspectos como derechos humanos, privacidad, transparencia, trazabilidad, explicabilidad y mitigación de sesgos (Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación de Chile, 2024).

Por tanto, Chile presenta una característica particularmente importante para la política laboral: la capacitación se vincula con sistemas de información que permiten anticipar cambios en las ocupaciones y orientar las trayectorias de

reconversión, mientras que la política de IA incorpora simultáneamente las dimensiones de talento, adopción y gobernanza.

7.2.2.3. México: fortalecimiento del talento digital y adaptación a la Industria 4.0

En México, el desarrollo de talento digital se ha planteado como una respuesta a las transformaciones asociadas con la digitalización, la Industria 4.0 y la incorporación de tecnologías avanzadas en las actividades productivas, particularmente en sectores que requieren competencias vinculadas con la manufactura inteligente, los datos y las nuevas tecnologías (Centro de Investigación en Políticas Digitales de América Latina, 2026).

Una de las iniciativas más representativas es el Centro Público de Formación en Inteligencia Artificial, impulsado por la Agencia de Transformación Digital y Telecomunicaciones (ATDT), que inició a través de un plan piloto de 10.000 a 30.000 plazas gratuitas. Su propuesta incluye formación en inteligencia artificial, ciberseguridad, computación en la nube, análisis de datos, redes e infraestructura, complementadas con inglés técnico y pensamiento lógico-matemático. Además, articula la formación con el mercado laboral mediante alianzas con empresas tecnológicas como Microsoft, AWS, Oracle, Google, IBM, NVIDIA y otras, fortaleciendo la actualización de contenidos y la vinculación de los participantes con oportunidades de empleo.

El programa Formación Profesional Técnica para la Cuarta Revolución Industrial, desarrollado con participación del BID y el Tecnológico de Monterrey, destaca por sustentar su oferta formativa en un diagnóstico previo de necesidades, mediante encuestas a 1.410 estudiantes técnicos y 794 responsables de recursos humanos. Con base en estos resultados, se diseñaron microcursos y credenciales acumulables que posteriormente alcanzaron a 6.000 estudiantes y 120 docentes facilitadores, evidenciando la importancia de alinear la capacitación con las brechas reales de competencias y las necesidades de los empleadores, en lugar de definir la oferta únicamente a partir de la disponibilidad de cursos.

En una escala diferente se encuentra “IA para Todo México”, programa desarrollado por CompuEducación con respaldo de Microsoft Elevate. En este programa se han capacitado a más de 85.000 personas y organiza sus contenidos en torno a tres ámbitos: productividad, emprendimiento y creatividad. La propuesta incorpora herramientas de IA generativa, automatización de tareas y aplicaciones prácticas que pueden ser utilizadas en actividades cotidianas de trabajo.

La experiencia mexicana muestra que la capacitación en IA puede abordarse desde diferentes niveles. Mientras algunos programas buscan formar perfiles técnicos especializados, otros pretenden que una población más amplia pueda incorporar la IA a sus actividades laborales. Esta combinación resulta relevante porque la transformación tecnológica no afecta únicamente a quienes trabajan directamente en el sector tecnológico; también está modificando las funciones de trabajadores administrativos, profesionales, emprendedores y otros grupos ocupacionales.

7.2.2.4. Colombia: ecosistema de formación digital, empleabilidad e inclusión

Colombia ha desarrollado un ecosistema igualmente amplio de formación en competencias digitales, pero con una orientación particularmente marcada hacia la empleabilidad, la inclusión y la participación de diferentes actores sociales y productivos.

Una de las principales referencias es *PotencIA Digital*, estrategia impulsada por el Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (MinTIC), que plantea como objetivo ampliar significativamente el acceso de la población a habilidades digitales avanzadas. Dentro de esta estrategia se encuentran programas como Talento TECH, AvanzaTEC y SENATIC, que ofrecen diferentes alternativas de formación según las características y necesidades de los participantes (MINTIC, 2026).

Talento TECH utiliza una metodología intensiva tipo bootcamp, con 159 horas de formación en áreas como inteligencia artificial, programación, análisis de datos, blockchain y computación en la nube. Un elemento diferenciador es la

focalización de parte de la oferta hacia mujeres, población rural y personas pertenecientes a grupos socioeconómicos vulnerables (MINTIC, 2026).

Por su parte, AvanzaTEC 2026 refleja con claridad la importancia de las alianzas con el sector privado. El programa cuenta con la participación de 15 empresas tecnológicas y ofrece 53 cursos distribuidos en 11 áreas, entre ellas IA, ciberseguridad, comercio electrónico y Prompt Engineering. Su población objetivo incluye profesionales de tecnologías de la información, estudiantes, emprendedores y funcionarios públicos (MINTIC, 2026).

La experiencia de SENATIC incorpora otro elemento relevante: la posibilidad de acceder a rutas de formación asincrónica y certificaciones respaldadas por empresas de la industria tecnológica. Además de conocimientos técnicos, incluye habilidades blandas o power skills, reconociendo que la transformación digital requiere capacidades que van más allá del manejo de una herramienta específica (MINTIC, 2026).

El enfoque de inclusión también se observa en Crece con Google, que ofrece becas para formación en inteligencia artificial, prompting, análisis de datos y ciberseguridad. El programa elimina requisitos como la experiencia previa o la titulación universitaria, facilitando el acceso de personas que tradicionalmente podrían enfrentar mayores barreras para ingresar a procesos de formación tecnológica (Colnodo, 2026).

De manera complementaria, Samsung Innovation Campus incorpora una experiencia más intensiva, con 260 horas de formación, de las cuales 200 corresponden a IA y 60 a habilidades socioemocionales. La metodología utiliza hackathons y problemas empresariales reales para que los participantes puedan aplicar los conocimientos adquiridos. Además, se han incorporado jóvenes provenientes de distintos territorios y grupos que enfrentan mayores barreras de acceso a oportunidades tecnológicas (Samsung Colombia, 2026).

En este sentido, Colombia muestra que la formación en IA puede utilizarse no solamente como mecanismo para responder a la demanda de talento

tecnológico, sino también como una herramienta de inclusión laboral y generación de oportunidades para grupos que presentan mayores dificultades de acceso al empleo y a la formación especializada.

A continuación, se presenta una tabla comparativa de las iniciativas desarrolladas en la región.

Tabla 6: Comparación de iniciativas a nivel regional

País	Iniciativa	Población objetivo	Principales competencias	Modelo de ejecución	Mecanismo que permite identificar la necesidad de capacitación	Aplicabilidad al contexto ecuatoriano
Brasil	Seu Futuro Novotec	Jóvenes de educación secundaria	Orientación vocacional, IA, datos, programación y ciberseguridad	Gobierno de São Paulo, sector privado, academia y organizaciones sociales	Diagnóstico de intereses, habilidades y características de los participantes, complementado con información sobre oportunidades y perfiles requeridos por el mercado laboral	**Media**. Puede servir como referencia para vincular orientación formativa con información sobre ocupaciones emergentes y demanda de competencias digitales.
	SENAI / Formación para la Industria 4.0	Trabajadores, técnicos y fuerza laboral industrial	Automatización, digitalización, IA, tecnologías 4.0 y competencias técnicas	Sistema de formación profesional articulado con empresas e industria	Identificación de cambios tecnológicos y necesidades de las empresas, vinculando la formación con transformaciones de los procesos productivos	**Alta.** Es un referente para fortalecer la articulación entre capacitación, empresas y necesidades de los sectores productivos ecuatorianos.
Chile	Relink–MapHa	Trabajadores y personas en procesos de transición o reconversión laboral	Identificación de habilidades, gestión de competencias, reconversión y empleabilidad	SENCE, SOFOFA, BID y sector privado	Comparación entre habilidades disponibles y requeridas por las ocupaciones; utilización de taxonomías de ocupaciones y habilidades para identificar brechas	**Muy alta.** Constituye uno de los referentes más pertinentes para desarrollar un sistema nacional de identificación de brechas de competencias para IA.
	Talento Digital Reinvéntate	Personas desempleadas y trabajadores en procesos de reconversión	Programación, datos, nube y competencias digitales avanzadas	SENCE, Talento Digital para Chile y empresas del sector tecnológico	Análisis de ocupaciones de alta demanda y orientación de la formación hacia perfiles digitales con mayores oportunidades laborales	**Alta.** Puede orientar el diseño de rutas de reskilling y upskilling para trabajadores ecuatorianos afectados por transformaciones tecnológicas.

País	Iniciativa	Población objetivo	Principales competencias	Modelo de ejecución	Mecanismo que permite identificar la necesidad de capacitación	Aplicabilidad al contexto ecuatoriano
México	Centro Público de Formación en IA	Jóvenes, estudiantes y personas interesadas en especializarse en tecnologías digitales	IA, datos, nube, ciberseguridad, redes, pensamiento lógico	Gobierno, instituciones educativas y empresas tecnológicas	Identificación de áreas tecnológicas con déficit de talento y articulación con empresas para actualizar contenidos y perfiles requeridos	**Alta.** Puede constituir un referente para estructurar una ruta nacional de formación en IA con diferentes niveles de especialización y certificación.
	Formación Profesional Técnica para la Cuarta Revolución Industrial	Estudiantes técnicos y tecnológicos	Competencias digitales, técnicas y transversales	BID, ITESM y sector empresarial	Encuestas a estudiantes y responsables de recursos humanos para identificar brechas entre las competencias disponibles y las requeridas por los empleadores	**Muy alta.** Es especialmente pertinente para el diagnóstico ecuatoriano porque demuestra la utilidad de consultar simultáneamente a población formativa y empleadores antes de definir la oferta de capacitación.
	IA para Todo México	Trabajadores, profesionales, emprendedores y población general	Productividad, automatización, emprendimiento, creatividad e IA generativa	CompuEducación y Microsoft Elevate	Identificación de necesidades generales de alfabetización y aplicación práctica de IA en actividades laborales y productivas	**Alta.** Puede servir como referencia para desarrollar una estrategia de alfabetización y uso práctico de IA dirigida a trabajadores de diferentes sectores.
Colombia	Talento TECH	Jóvenes y adultos, con énfasis en grupos vulnerables	IA, programación, datos, blockchain y nube	Gobierno y operadores regionales	Identificación de brechas de acceso y competencias digitales, considerando diferencias territoriales y socioeconómicas	**Alta.** Permite considerar estrategias diferenciadas territorialmente y focalizadas hacia grupos con mayores brechas de acceso a formación tecnológica.

País	Iniciativa	Población objetivo	Principales competencias	Modelo de ejecución	Mecanismo que permite identificar la necesidad de capacitación	Aplicabilidad al contexto ecuatoriano
	AvanzaTEC	Profesionales TI, estudiantes, emprendedores y funcionarios públicos	IA, *Prompt Engineering*, ciberseguridad y comercio electrónico	Gobierno y 15 empresas tecnológicas	Participación directa de empresas tecnológicas para identificar competencias emergentes y actualizar la oferta formativa	**Alta.** Es replicable mediante alianzas con empresas tecnológicas, universidades y entidades públicas para mantener actualizados los contenidos de capacitación.
	SENATIC	Jóvenes y adultos	IA, datos, ciberseguridad y habilidades blandas	MinTIC, Coursera y empresas tecnológicas	Identificación de competencias digitales requeridas y estructuración de rutas formativas según diferentes niveles y perfiles	**Alta.** Puede apoyar el diseño de rutas modulares y flexibles, combinando competencias técnicas con habilidades transversales.
	Crece con Google	Jóvenes, desempleados y grupos subrepresentados	IA, prompting, datos y ciberseguridad	Gobierno, Google y organizaciones sociales	Identificación de barreras de acceso a formación tecnológica y priorización de competencias digitales con demanda laboral	**Media.** Puede servir como referencia para ampliar el acceso a formación en IA mediante alianzas público-privadas y becas focalizadas.
	Samsung Innovation Campus	Jóvenes de diferentes territorios y grupos vulnerables	IA, datos, inglés y habilidades socioemocionales	Empresa privada y academia	Identificación de brechas de competencias mediante procesos de selección y formación práctica basada en proyectos y problemas reales	**Alta.** Puede adaptarse para incorporar aprendizaje basado en proyectos, retos empresariales y competencias socioemocionales en programas ecuatorianos.

7.2.3. Propuesta de Plan de capacitación en IA para Ecuador, basado en evidencia cuantitativa y experiencias internacionales

La propuesta articula dos fuentes de evidencia. El componente cuantitativo permite identificar las ocupaciones, ramas de actividad y grupos de trabajadores con distintos niveles de exposición potencial a la Inteligencia Artificial Generativa, así como sus principales características laborales y sociodemográficas. El componente cualitativo permite identificar las competencias requeridas frente a la transformación tecnológica y analizar experiencias internacionales sobre mecanismos de capacitación, modalidades formativas, identificación de brechas y modelos de implementación.

La articulación de ambos componentes sigue una secuencia operativa. En primer lugar, los resultados cuantitativos permiten establecer criterios de focalización de la población potencialmente beneficiaria. En segundo lugar, se identifican las brechas de competencias de los trabajadores y de las ocupaciones priorizadas. Finalmente, las experiencias internacionales se utilizan como referencia para definir contenidos, niveles de formación, modalidades de aprendizaje y mecanismos de implementación adaptados al contexto ecuatoriano.

7.2.3.1. Paso 1: Identificar y focalizar la población objetivo

La focalización inicial debe partir del nivel de exposición ocupacional estimado para Ecuador. Las ocupaciones ubicadas en los Gradientes 3 y 4 constituyen el primer grupo de análisis por presentar los niveles más altos de exposición potencial a la GenAI. Esta priorización debe complementarse con la rama de actividad, las características de la población trabajadora y las condiciones laborales identificadas en el análisis cuantitativo.

Los resultados muestran que los niveles de exposición más altos se concentran principalmente en actividades financieras y de seguros, actividades profesionales, científicas y técnicas, e información y comunicación. Asimismo, se observa una mayor presencia relativa de

exposición entre mujeres, trabajadores urbanos y personas de 25 a 44 años. Estos resultados permiten orientar inicialmente la identificación de poblaciones y sectores en los que resulta pertinente profundizar el diagnóstico de necesidades de capacitación.

La focalización no implica que todas las personas pertenecientes a una ocupación de alta exposición requieran la misma formación, ni que los trabajadores de otros gradientes deban excluirse. El gradiente constituye un criterio de priorización de la exposición ocupacional, pero la necesidad específica de capacitación debe determinarse a partir de las competencias existentes, las funciones desempeñadas y la transformación esperada de las tareas.

7.2.3.2. Paso 2: Identificar brechas de competencias por ocupación y sector

Una vez identificadas las poblaciones prioritarias, se deberá determinar la distancia entre las competencias disponibles y las requeridas para desempeñarse en entornos laborales con mayor incorporación de IA.

El diagnóstico deberá realizarse por ocupación y sector, incorporando información de trabajadores y empleadores. La revisión internacional muestra la utilidad de contrastar ambas perspectivas para identificar brechas entre las competencias existentes y las demandadas por el mercado laboral. En particular, la experiencia mexicana BID-ITESM utiliza consultas a estudiantes y responsables de recursos humanos para identificar diferencias entre competencias disponibles y requeridas.

El diagnóstico deberá considerar competencias digitales, técnicas, cognitivas y socioemocionales, categorías que también se identifican en la literatura revisada como relevantes para la adaptación laboral frente a la IA.

7.2.3.3. Paso 3: Asignar rutas de formación según las brechas identificadas

Los niveles de formación no corresponden a los Gradientes 1 a 4 de exposición. Los gradientes clasifican ocupaciones según su exposición

potencial a la IA Generativa, mientras que los niveles formativos determinan la profundidad y complejidad de la capacitación requerida.

La asignación de cada participante deberá realizarse a partir del diagnóstico de competencias realizado en el paso anterior. Se proponen cuatro niveles:

- Nivel 1. Alfabetización en IA: conceptos básicos de inteligencia artificial, uso seguro y responsable de herramientas de IA generativa, formulación inicial de instrucciones y validación de información.
- Nivel 2. Aplicación productiva: uso de IA generativa en tareas habituales de trabajo, elaboración de prompts, automatización básica y utilización de herramientas colaborativas.
- Nivel 3. Gestión y análisis: aplicación de IA en análisis y visualización de datos, automatización de procesos, gestión de información y medición de resultados.
- Nivel 4. Especialización: desarrollo y aplicación de soluciones avanzadas, programación, modelos predictivos, agentes inteligentes y aspectos técnicos de gobernanza de IA.

Una persona que pertenece a una ocupación del Gradiente 4 puede requerir formación básica, intermedia o avanzada dependiendo de sus conocimientos previos y de las funciones que desempeña. De la misma manera, una persona perteneciente a una ocupación de menor exposición puede requerir formación avanzada si sus responsabilidades laborales así lo demandan.

Las experiencias internacionales sirven en este punto para definir modalidades de formación. Para los niveles 1 y 2 se plantean cursos cortos y de modalidad virtual, tomando como referencia las experiencias de formación de alcance amplio identificadas en México. Para los niveles 3 y 4 se consideran metodologías de mayor intensidad y orientación práctica, como los bootcamps utilizados por Talento TECH en Colombia y los programas híbridos revisados en la experiencia de Samsung Innovation Campus. Estas

referencias deberán adaptarse a la duración, contenidos y características de la población objetivo-definida para Ecuador.

7.2.3.4. Paso 4: Vincular la capacitación con tareas y procesos reales

Los contenidos deberán adaptarse a las tareas que caracterizan las ocupaciones y sectores priorizados. La formación no debe limitarse al conocimiento general de herramientas de IA, sino orientarse a su aplicación en situaciones concretas de trabajo.

En este punto, las experiencias internacionales pueden utilizarse como modelos de ejecución y no como sustitutos del diagnóstico ecuatoriano. Por ejemplo, las rutas sectoriales revisadas en México permiten estructurar formación aplicada a actividades específicas, mientras que las experiencias colombianas incorporan retos prácticos vinculados con problemas reales de empresas.

Las rutas que se desarrollen para Ecuador deberán definirse a partir de las ocupaciones y sectores identificados previamente en el componente cuantitativo y de las brechas obtenidas en el diagnóstico de competencias.

7.2.3.5. Paso 5: Definir el modelo de implementación y gobernanza

La implementación requiere participación del Ministerio de Trabajo y Desarrollo Humano, instituciones de formación, sector productivo, academia y actores tecnológicos. Las experiencias revisadas en Chile, México y Colombia muestran diferentes mecanismos de articulación entre Estado, empresas, instituciones educativas y organismos de cooperación.

El modelo de gobernanza deberá permitir actualizar periódicamente los contenidos y ajustar las rutas de formación conforme cambien las tecnologías, las ocupaciones y las competencias demandadas. La participación del sector productivo puede contribuir a identificar nuevas necesidades laborales, mientras que las instituciones educativas pueden participar en la formación y certificación de competencias.

7.2.3.6. Sumar esfuerzos con la academia y el sector tecnológico

La implementación de una iniciativa de esta magnitud requiere una gobernanza articulada entre el Estado, el sector productivo, la academia y otros actores relevantes. La gobernanza de esta propuesta necesita ser dinámica, articulada y conectada con el mercado para mantener los contenidos al día y garantizar el respaldo real de la industria. Para lograrlo, se propone:

- Poner en marcha una Gobernanza Multiactor: Ecuador puede adoptar el modelo de gobernanza del directorio del programa de Relink de Chile. Este esquema incluye la participación conjunta de la cartera de Trabajo, el Servicio Nacional de Capacitación, los gremios industriales (equivalentes a la SOFOFA en Chile) y el BID, asegurando que las decisiones del plan de capacitación cuenten con el respaldo institucional del Estado y el sector productivo.

- Construir una red sólida de aliados globales y locales: Referentes tecnológicos globales: Replicar la experiencia del modelo AvanzaTEC 2026 de Colombia para sumar a líderes de la industria como Microsoft, Oracle, AWS, Huawei, Fortinet, Zoho y Hewlett Packard Enterprise. Su rol será clave para validar los planes de estudio, ofrecer plataformas y aportar mentores con experiencia de campo.

  La academia pública nacional como certificadora: Involucrar activamente a las universidades e institutos técnicos y tecnológicos públicos del Ecuador para que avalen y certifiquen la formación impartida. Este enfoque sigue los pasos de la Agencia de Transformación Digital de México en su alianza con el IPN y el TecNM, garantizando que el esfuerzo de los estudiantes cuente con un título o certificado con verdadero valor profesional.

8. Conclusiones

El estudio permitió estimar, con una metodología oficial y replicable, el nivel de exposición del empleo ecuatoriano a la Inteligencia Artificial Generativa para el año 2025. Del total de 8.262.577 personas ocupadas, el 71,7% se ubica en la categoría "No expuesta" y el 8,3% adicional en "Exposición mínima", mientras que el 20,0% restante (una de cada cinco personas ocupadas) presenta algún grado de exposición significativa, concentrada de manera decreciente entre los Gradientes 1 a 4. Solo el 3,8% del empleo nacional (poco más de 311.000 personas, correspondientes a los Gradientes 3 y 4) se encuentra en las categorías de mayor exposición potencial, lo que confirma que el mayor nivel de exposición potencial se concentra en un segmento acotado y claramente identificable de la estructura ocupacional.

La exposición no se distribuye de manera homogénea entre grupos poblacionales ni territorios. Es mayor entre las mujeres que entre los hombres, se concentra de forma predominante en el área urbana (frente a una exposición marginal en el área rural), y afecta en mayor proporción a los trabajadores de 25 a 44 años que a los extremos etarios de la fuerza laboral. En términos sectoriales, tres ramas de actividad económica concentran la mayor parte del nivel de exposición: Actividades financieras y de seguros (72,1% del empleo en los Gradientes 3 y 4), Actividades profesionales, científicas y técnicas, e Información y comunicación, mientras que las actividades primarias y de producción física (Agricultura, Construcción, Industrias manufactureras) permanecen prácticamente al margen del fenómeno.

Un hallazgo central del estudio es que la exposición a GenAI no equivale a vulnerabilidad laboral en el sentido tradicional del término. De manera consistente a lo largo de las distintas desagregaciones (sector formal e informal, afiliación a la seguridad social, nivel de instrucción, ingreso laboral y calidad del empleo), la mayor exposición (Gradiente 3 en particular) se concentra en el segmento mejor posicionado del mercado laboral ecuatoriano: empleo en el sector formal, afiliado, con educación superior, mejor remunerado y de mayor calidad ocupacional (asalariados). La matriz de vulnerabilidad laboral construida

para el estudio confirma este patrón de manera integrada, mostrando que las combinaciones de mayor volumen de empleo dentro de los gradientes más altos corresponden, de manera sistemática, a trabajadores afiliados, en sector formal y con educación superior.

Finalmente, el estudio deja establecida una base metodológica transparente y documentada (con sus supuestos, tratamiento de exclusiones y limitaciones explícitas), que aplica de manera directa los puntajes de exposición del índice OIT/NASK a la estructura ocupacional ecuatoriana mediante la base de datos de la ENEMDU acumulada de 2025, sin recalcular ni reponderar el índice original. Esta base permite su actualización periódica conforme se disponga de nuevas rondas de la encuesta, y sienta el precedente técnico para extender el mismo ejercicio de estimación a subpoblaciones específicas, como el sector público.

La incorporación de la inteligencia artificial al mercado laboral requiere desarrollar un conjunto integral de competencias que combine habilidades técnicas y digitales con capacidades cognitivas y socioemocionales. El análisis evidencia que la adaptación no depende únicamente del dominio de herramientas de IA, sino también de competencias como el análisis de datos, pensamiento crítico, resolución de problemas, creatividad, comunicación, trabajo en equipo y capacidad de aprendizaje continuo. Esto implica que las políticas de formación deben superar los enfoques centrados exclusivamente en conocimientos tecnológicos y promover perfiles capaces de interactuar, supervisar y complementar la IA**,** favoreciendo así una transición laboral más adaptable y sostenible. Esta conclusión es consistente con evidencia reciente de la OCDE, que destaca la importancia conjunta de las competencias digitales, el análisis e interpretación de datos y las habilidades humanas.

El análisis de experiencias internacionales muestra que la transformación del empleo por la inteligencia artificial se caracteriza por articular Estado, empresas e instituciones educativas, vinculando la capacitación con las necesidades reales del mercado laboral. Las experiencias revisadas en el estudio, particularmente de países de la región como Brasil, Chile, México y Colombia, evidencian la importancia de identificar brechas de habilidades, orientar la formación hacia

sectores con mayor demanda y establecer mecanismos de capacitación y reconversión laboral. En consecuencia, para Ecuador resulta pertinente adaptar estas buenas prácticas a su propia estructura productiva y perfil de trabajadores, priorizando una formación flexible, certificable y conectada con las transformaciones de las ocupaciones. Este enfoque también coincide con recomendaciones internacionales recientes que plantean fortalecer el aprendizaje permanente, la formación modular y la coordinación entre gobiernos, empresas y sistemas educativos.

9. Recomendaciones

1. **Implementar un Sistema Nacional de Anticipación de Cambios en el Empleo y las Habilidades**. El Estado debería establecer un mecanismo permanente que permita monitorear, actualizar y anticipar los cambios que la automatización, la digitalización y la inteligencia artificial generan sobre las ocupaciones y las habilidades requeridas. Este sistema debería utilizar periódicamente la información de la ENEMDU y el índice de exposición desarrollado en el estudio para identificar tempranamente las ocupaciones y grupos de trabajadores que requieren intervención. De esta manera, la política laboral pasaría de reaccionar ante la pérdida o transformación de empleos a anticipar los cambios y preparar oportunamente a los trabajadores.

2. **Priorizar programas de reconversión y actualización laboral para los trabajadores con mayor exposición a la IA.** La política pública debería concentrar sus esfuerzos inicialmente en los trabajadores ubicados en los Gradientes 3 y 4, donde se encuentra la exposición más alta y consistente, especialmente en actividades financieras, profesionales, científicas, técnicas y de información y comunicación. Sin embargo, estos programas no deberían dirigirse únicamente a trabajadores vulnerables o de bajos ingresos, sino también a trabajadores formales, asalariados y con educación superior, quienes presentan una exposición importante a pesar de encontrarse actualmente en mejores condiciones laborales. Se recomienda crear rutas de capacitación modulares y certificables,

orientadas al desarrollo de competencias digitales, uso productivo de IA, análisis de datos y habilidades complementarias que permitan mantener o mejorar la empleabilidad.

3. **Crear una política de transición tecnológica responsable para empresas y trabajadores.** El Estado debería promover que la incorporación de inteligencia artificial y automatización en las empresas esté acompañada de procesos de capacitación, rediseño de puestos y reconversión laboral, evitando que la adopción tecnológica se traduzca automáticamente en desplazamiento de trabajadores. Esta política debería incluir incentivos para que las empresas, especialmente las pymes, capaciten a su personal antes y durante los procesos de transformación tecnológica, y debería incorporar criterios de género y territorio, considerando que las mujeres presentan mayores niveles de exposición y que el fenómeno se concentra principalmente en el empleo urbano. El objetivo debe ser que la tecnología aumente la productividad sin profundizar las brechas existentes en el mercado laboral.

10. Referencias

Aristovnik, A., Revselj, D., & Babsek, M. (abril de 2026). *Global Artificial Intelligence Adoption Survey: Perceptions of Public Sector Employees.* Ljubljana: Slovenian Research and Innovation Agency.

Amodei, D. (2026). *La adolescencia de la tecnología*.

Biblioteca del Congreso Nacional de Chile . (1997). *Ley N.º 19.518: Fija nuevo Estatuto de Capacitación y Empleo. Ley Chile. Ley N.º 19.518 – Estatuto de Capacitación y Empleo.* Santiago : Congreso Nacional de Chile .

BID. (2023). *HABILIDADES PARA EL TRABAJO EN AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE .* Obtenido de https://publications.iadb.org/es/habilidades-para-el-trabajo-en-america-latina-y-el-caribe-impulsar-el-talento-para-un-futuro

BID, OCDE, & WAPES. (2026). *The world of public employment services 2026.*

Cámara de Comercio de Santiago. (2026). *Código de Buenas Prácticas para IA.* Santiago: CCS.

Centro Nacional de Inteligencia Artificial (CENIA). (2024). *Programa GerencIA certifica a 150 líderes de empresas en uso de Inteligencia Artificial. CENIA - Programa GerencIA.* Santiago : CENIA.

Cetic.br. (2025). *La encuesta mide tanto el uso de IA como la oferta de cursos adopción de IA y necesidades de capacitación.* Brasilia: Cetic.br/NIC.br.

Colnodo. (2026). *Crece con Google.* Obtenido de https://colnodo.org/?nocache=1

Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., . . . Troszyński, M. (2025). *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure. ILO Working Paper 140.* Ginebra: Oficina Internacional del Trabajo.

Governo Federal do Brasil. ENAP. ((s. f.)). *curso sobre Inteligência Artificial: Fronteiras e Usos para o Monitoramento de Políticas Públicas.* Brasilia: Escola Nacional de Administração Pública (ENAP).

INEC. (2025). Base de datos de la Encuesta Nacional de Empleo, Subempleo y Desempleo (ENEMDU). Quito, Pichincha, Ecuador: INEC. Obtenido de https://www.ecuadorencifras.gob.ec/estadisticas-laborales-enemdu/

Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação. (2021). *Estrategia Brasileña de Inteligencia Artificial – EBIA.* Brasilia: Governo Federal do Brasil.

Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación de Chile. (2024). *Política Nacional de Inteligencia Artificial (Decreto N° 12, 2024).* Santiago : Ministerio de Ciencia y Técnología .

Ministerio del Trabajo. (2025). *Acuerdo Ministerial Nro. MDT-2025-108: Norma Técnica del Subsistema de Clasificación de Puestos del Servicio Público.* Quito.

MINTIC. (2026). *PotencIA digital.* Obtenido de https://mintic.gov.co/micrositios/Colombia-PotencIA-Digital/840/w3-channel.html

Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR. (2026). *Pesquisa sobre o uso das tecnologias de informação e comunicaçao no sector público brasileiro:TIC Goberno 2025.* Brasilia: NIC.br.

OCDE. (2025). *Governing with Artificial Intelligence: The State of Play and Way Forward in Core Government Functions, OECD Publishing.* Paris: OCDE.

OECD. (2019). *The Survey of Adult Skills: Reader´s Companion.* Obtenido de https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2019/11/the-survey-of-adult-skills_d7f1bc16/f70238c7-en.pdf

OECD. (marzo de 2024). *EXPLANATORY MEMORANDUM ON THE UPDATED OECD DEFINITION OF AN AI SYSTEM.* Obtenido de https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/03/explanatory-memorandum-on-the-updated-oecd-definition-of-an-ai-system_3c815e51/623da898-en.pdf

OECD. (2026). *Skills in the AI age.* OECD Publishing.

OIT. (10 de mayo de 2012). *Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008 (CIUO-08): Estructura, definiciones de grupos y tablas de correspondencia.* Obtenido de https://www.ilo.org/publications/international-standard-classification-occupations-2008-isco-08-structure

OIT. (2021). *Digital labour platforms and the future of work: Towards decent work in the online world.* Ginebra: OIT.

OIT. (2021). *Skilling, upskilling and reskilling of employees, apprentices & interns during the COVID-19 pandemic.* Obtenido de

https://www.ilo.org/sites/default/files/wcmsp5/groups/public/%40ed_emp/%40emp_ent/documents/publication/wcms_794569.pdf

OIT. (2025). *Inteligencia Artificial Genenerativa y empleo: edición actualizada de 2025.* Santiago de Chile: OIT.

OIT. (2025). *Inteligencia Artificial Generativa y empleo: edición actualizada de 2025.* Santiago de Chile: OIT.

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). (2026). *AI and Skills.* OECD Publishing.

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). (2026). *Building an AI-Ready Public Workforce: Implications and Strategies.* OECD Publishing.

PNUD. (2025). *Evaluación del Panorama de la Inteligencia Artificial en Ecuador.* Quito: Programa de la Naciones Unidas para el Desarrollo PNUD en Ecuador.

PricewaterhouseCoopers (PwC). (2026). *Barómetro Global de Empleos en IA 2026.*

Samsung Colombia. (28 de agosto de 2026). *Cien jóvenes de 17 departamentos de Colombia culminan su formación en Inteligencia Artificial.* Obtenido de https://news.samsung.com/co/cien-jovenes-de-17-departamentos-de-colombia-culminan-su-formacion-en-inteligencia-artificial

SENCE, SOFOFA, BID. (2026). *MAPHA Mapa de Ocupaciones y Habilidades de América Latina*. Obtenido de https://www.mapha-latam.com/

SENCE, SOFOFA,BID. (2026). *Relink*. Obtenido de https://www.relink.cl/

Firmas

Acción	Nombre	Cargo	Firma
Aprobado	Johanna Carolina Villarreal Muñoz	Coordinadora de Información y Estudios del Trabajo	Validar únicamente en FirmaEC. Firmado electrónicamente por: JOHANNA CAROLINA VILLARREAL MUNOZ
Revisado	Roberto Gustavo Vásconez Valverde	Director de Investigación y Estudios Laborales	Validar únicamente en FirmaEC. Firmado electrónicamente por: ROBERTO GUSTAVO VASCONEZ VALVERDE
Elaborado	Priscila Violeta Fernández Almeida	Experta de Investigación y Estudios Laborales	Validar únicamente en FirmaEC. Firmado electrónicamente por: PRISCILA VIOLETA FERNANDEZ ALMEIDA
Elaborado	Geovanna Paola Patiño Patiño	Experta de Investigación y Estudios Laborales	Validar únicamente en FirmaEC. Firmado electrónicamente por: GEOVANNA PAOLA PATINO PATINO
Elaborado	Lesly Carolina Vásquez Rojas	Analista Senior de Investigación y Estudios del Trabajo	Validar únicamente en FirmaEC. Firmado electrónicamente por: LESLY CAROLINA VASQUEZ ROJAS
Elaborado	Antonieta Alexandra Ortega García	Asistente de Investigación y Estudios Laborales	Validar únicamente en FirmaEC. Firmado electrónicamente por: ANTONIETA ALEXANDRA ORTEGA GARCIA