



UADY
UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA
DE YUCATÁN

Revista de Economía,

Facultad de Economía, Universidad Autónoma de Yucatán

Potencial de automatización laboral del modelo generativo de inteligencia artificial en las ocupaciones de México Labor automation potential of generative artificial intelligence model in Mexican occupations

María del Mar Oviedo Facundo¹, Luis Huesca Reynoso², David Castro Lugo³

Resumen

El acceso masivo a modelos generativos multimodales como GPT-5 amenaza con sustituir las tareas mentales en lugar de físicas. El objetivo es proponer el Indicador GPT de Automatización Multimodal (IGAM) como métrica para medir el potencial de automatización de las ocupaciones, con un enfoque de tareas. El IGAM se aplicó para México y se construyó a partir del SINCO 2019, centrándose en las tareas de los grupos unitarios, aplicando criterios metodológicos del Foro Económico Mundial (2023), para calcular el porcentaje potencial de automatización GPT-5 por tarea, y promediarlo para grupos unitarios y divisiones. Los resultados muestran que las divisiones de dirigentes y jefes, auxiliares administrativos, y comerciantes y ventas tienen un bajo-medio potencial de automatización con 38%, 32% y 28% respectivamente; y las divisiones de profesionistas y técnicos, servicios y vigilancia, así como actividades agropecuarias, tienen bajo potencial de automatización con 24%, 17% y 11% respectivamente. Sin embargo, hay tareas con un alto potencial de automatización (88%). Así pues, el efecto de GPT-5 es complementar las ocupaciones. No obstante, sí existe un riesgo alto de automatización de algunas tareas, por lo cual, cuanto mayor sea el número de tareas altamente automatizadas dentro de una ocupación, mayor será el riesgo de desplazamiento laboral. Por último, el limitante de este estudio es que el IGAM está enfocado en GPT-5, con lo que surge la necesidad de ampliar su alcance a más modelos de IA. La originalidad radica en que el IGAM evalúa el impacto potencial de la IA generativa y su exposición.

1- Centro de Investigación en Alimentación y Desarrollo (CIAD), México, Correo electrónico: moviedo423@estudiantes.ciad.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1077-5446>

2- Centro de Investigación en Alimentación y Desarrollo (CIAD), México, Correo electrónico: lhuesca@ciad.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7687-6039>

3- Universidad Autónoma de Coahuila, México, Correo electrónico: david.castro@uadec.edu.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0130-7197>



e-ISSN: 2395-8715. Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0)

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

RECEPCIÓN: 19 Diciembre 2025 ACEPTACIÓN: 6 Abril 2026

REVISTA DE ECONOMÍA: Vol. 43 - Núm 107 JULIO A DICIEMBRE DE 2026: Págs. 253-277

Palabras clave: Inteligencia Artificial Generativa (IAGen), Gran Modelo de Lenguaje Multimodal, potencial de automatización, ocupaciones, enfoque de tareas.

Clasificación JEL: J01, J24, J44, O33.



Abstract

The widespread use of multimodal generative models such as GPT-5 threatens to replace mental tasks instead of physical ones, sparking debate about their impact. The objective is to propose the GPT Multimodal Automation Indicator (GMI) as a metric to measure the automation potential of occupations, using a task-based approach. The GMI was applied in Mexico and constructed using the 2019 SINCO data, focusing on the tasks of unitary groups. The World Economic Forum (2023) methodological criteria were applied to calculate the potential percentage of GPT-5 automation per task, and the results were averaged across unitary groups and divisions. The results show that the divisions of managers and chiefs, administrative assistants, and merchants and sales have low to medium automation potential, with 38%, 32%, and 28%, respectively. The professional and technical, services and surveillance, as well as agricultural activities divisions, have low automation potential, with percentages of 24%, 17%, and 11%, respectively. However, there are tasks with a high automation potential of 88%. Thus, the effect of GPT-5 is to complement occupations. However, there is a high potential risk of automating some tasks. Consequently, the greater the number of highly automated tasks within an occupation, the higher the risk of job displacement. Finally, a limitation of this study is that IGAM is focused on GPT-5, raising the need to expand its scope to more AI models. The originality lies in the fact that IGAM evaluates the potential impact of generative AI and its exposure.

Keywords: Generative Artificial Intelligence (GenAI), Multimodal Large Language Model (MLLM), automation potential, occupations, task approach.

JEL Classification: J01, J24, J44, O33.

1. Introducción

La Inteligencia Artificial (IA) nace de la necesidad de automatizar procesos y de la noción de crear ‘algo’ que clone tecnológicamente al cerebro humano y sea capaz de ejecutar tareas humanas (Boden, 2016; Mejía-Trejo, 2025). Ese ‘algo’ es el desarrollo de agentes inteligentes, como software o algoritmos, capaces de reconocer y responder a su entorno (Acemoğlu y Restrepo, 2020), otorgando a una computadora digital o a un robot la capacidad de realizar tareas tradicionalmente vinculadas a los seres humanos (Latorre *et al.*, 2024). A finales del año 2022, se dio a conocer ChatGPT, un chatbot desarrollado por OpenAI (2022), que utiliza un gran modelo de lenguaje, o Large Language Model (LLM), llamado transformador generativo preentrenado, o Generative Pre-Trained Transformer (GPT), de inteligencia artificial generativa (IA generativa) (De Angelis *et al.*, 2023). Sin embargo, este LLM se basa en el procesamiento de grandes volúmenes de datos en lenguaje natural, matemático y computacional, es decir, únicamente texto y código (Naveed *et al.*, 2024; Wei *et al.*, 2024).

En ese mismo año, surgieron diversas aplicaciones de IA generativa de acceso masivo, y desde ese momento, se marcó un antes y un después en el avance y utilización de la IA. Aparecieron productos como AlphaCode (código) de DeepMind, Make-A-Scene (imágenes) de Meta AI, DALL-E 2 (imágenes) de OpenAI, Make-A-Video (video) de Meta AI, entre otros (Maslej *et al.*, 2023); a partir de esto, la IA generativa comenzó a ganar popularidad. La IA generativa emplea varias técnicas de entrenamiento. Las más importantes son el Aprendizaje Automático (Machine Learning, ML), Aprendizaje Profundo (Deep Learning, DL) y Procesamiento de Lenguaje Natural (Natural Language Processing, NLP) (Latorre *et al.*, 2024; Miao y Holmes, 2024).¹ Al volverse GPT un Gran Modelo de Lenguaje Multimodal (MLLM en inglés), además de tener un entrenamiento previo, con grandes volúmenes de texto y código, agrega ahora un entrenamiento adicional con imágenes, audio y video (Sufi, 2024; Wang *et al.*, 2024; Yenduri *et al.*, 2023). También, las actualizaciones continuas de OpenAI mejoran su funcionalidad, escalándolo a la multimodalidad, haciéndolo cada vez más útil para múltiples tareas (Rahman *et al.*, 2025).

Surge así un debate sobre los efectos de los modelos generativos multimodales, como GPT-5, en el futuro del trabajo, puesto que este tipo de IA generativa amenaza con sustituir a las tareas cognitivas, a diferencia de los cambios tecnológicos anteriores, que impactaron sobre tareas manuales rutinarias (Acemoglu y Restrepo, 2024; Ellingrud *et al.*, 2023; Ernst *et al.*, 2018; Hatzius *et al.*, 2023).

¿Cómo pueden impactar los modelos de IA generativa sobre el mercado laboral y en particular sobre la capacidad de automatización de las ocupaciones en México?

El cuestionamiento es acerca de un mercado laboral con más de 60 millones de personas ocupadas, de los cuales 34.5 millones (57.6 %) se ubican en ocupaciones que potencialmente pueden ser sensibles a la presencia de la IA generativa, como son profesionales, trabajadores de la educación y arte, funcionarios, directivos, oficinistas, comerciantes y trabajadores de servicios personales, entre otros. Por otra parte, el 55.0 por ciento de los ocupados se encuentran en la informalidad, situación que puede hacer menos sensible a estos trabajadores frente a las nuevas tecnologías como la IA generativa (INEGI, 2025).

Para responder a la interrogante expresada previamente, surge la necesidad de crear un indicador que permita evaluar las capacidades multimodales de GPT-5, así como su escala de capacidad de ejecución y, por supuesto, su potencial de automatización para los oficios mexicanos, por lo que el objetivo del artículo es doble. Primero, diseñar y calcular un Indicador GPT de Automatización Multimodal (IGAM), y segundo, describir el efecto de la IA en el mercado laboral de México por medio del IGAM, observando así el potencial de automatización de las tareas cognitivas.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera. En la sección dos, se presenta el método, en el que se detalla una revisión de estudios previos que buscan medir el impacto de la IA en el mercado laboral mediante propuestas de medidas. El tercer apartado presenta los resultados y la discusión, en los que se describe el porcentaje potencial de automatización de GPT-5 aplicado a las categorías ocupacionales del sistema SINCO 2019 en las labores mexicanas.

¹ Las primeras versiones de ChatGPT fueron GPT3.5 y GPT-4, que usaban un LLM, es decir, procesaban los datos únicamente en texto y código (Miao y Holmes, 2024); pero, cuando OpenAI liberó la versión GPT-4o, se dejó de usar un LLM para utilizar un Gran Modelo de Lenguaje Multimodal (Multimodal Large Language Model (MLLM)), el cual está diseñado para procesar, integrar e interpretar múltiples tipos de datos simultáneamente en texto, código, imágenes, audio y video (Wang *et al.*, 2024).

Finalmente, las conclusiones se presentan en el cuarto apartado, junto con los hallazgos más trascendentales del estudio.

2. Literatura y Método

2.1. Literatura

La teoría del enfoque basado en tareas es el marco teórico central que sostiene que la tecnología no automatiza las ocupaciones en sí, sino las tareas que las integran. La automatización reemplaza las tareas rutinarias (manuales y cognitivas), es decir, aquellas codificables, y complementa las no rutinarias que requieren habilidades cognitivas más complejas, como la resolución de problemas o el juicio humano, y no necesariamente reemplaza a los trabajadores (Autor *et al.*, 2003); sin embargo, con la aparición de la IA generativa, hay una automatización parcial de tareas cognitivas no rutinarias estructuradas (Acemoglu y Lensman, 2024; Acemoglu y Restrepo, 2024).

Ante la preocupación por el efecto de la inteligencia artificial en el mercado laboral, han surgido estudios que intentan medir este impacto potencial mediante la construcción de índices (Felten *et al.*, 2018); Felten *et al.*, 2021; OpenAI, 2025b; Gmyrek *et al.*, 2024; Rodríguez y Meza, 2024; Martínez y Terrazas-Santamaría, 2025. Felten *et al.* (2018) proponen un método para medir el efecto de la IA en las habilidades, a nivel ocupacional e industrial. Para ello tienen en cuenta las bases de datos de la *Electronic Frontier Foundation* (EFF) y de la *Occupational Information Network* (O*NET). Al usar la EFF, buscaron dar seguimiento al porcentaje de cambio en 16 categorías de IA, ajustando un modelo que estima de manera propia una única tasa.

Posteriormente, se relacionaron las categorías de IA de la EFF con la lista de 52 habilidades de O*NET que describe los requisitos laborales, y se construyó una matriz que mide el efecto de los avances de la IA en las habilidades. Así se pondera dicho efecto en cada habilidad según su importancia y, con ello, se crea una puntuación del efecto para cada ocupación, lo que permite comparar dicho efecto de IA entre ocupaciones. Este método sirve para sugerir qué ocupaciones requieren habilidades susceptibles de ser afectadas por la IA, y los autores concluyen que estos efectos pueden ser de sustitución o complementarios.

Felten *et al.* (2018 y 2021) crearon indicadores llamados Exposición Ocupacional a la IA (AIOE), Exposición Sectorial a la IA (AIIE) y Exposición Geográfica a la IA (AIGE), y su enfoque metodológico se centra en las habilidades para definir el impacto de la inteligencia artificial. OpenAI (2025b) desarrolló un estudio sobre el impacto de GPT en el futuro del trabajo, evaluando a las tareas intelectuales de ocupaciones clave en los 9 sectores económicos que más participación tienen en el PIB de Estados Unidos. Su medición abarcó 44 ocupaciones para un total de 1320 tareas, dejando que profesionistas experimentados con 14 años de desempeño eligieran las tareas representativas de su trabajo cotidiano. Clasificaron cada tarea como intelectual o física/manual, y se consideraron las ocupaciones que tuvieran un mínimo del 60% de tareas intelectuales, concluyendo que los modelos actuales de GPT pueden ejecutar tareas repetitivas más rápido y a un menor costo que un trabajador experto, haciendo que los trabajadores puedan dedicar más tiempo en las partes de su trabajo que son más creativas y requieren de un mayor criterio.

Para México, Rodríguez y Meza (2024) estimaron el Índice de Riesgo ante la Automatización (IRA) utilizando información de la ENOE para 2005 y 2019. Su metodología clasifica las tareas de las ocupaciones en cuatro categorías —cognitivas no rutinarias, cognitivas

rutinarias, manuales rutinarias y manuales no rutinarias— siguiendo el enfoque de Acemoglu y Autor (2011). Con base en componentes principales, los autores encuentran que profesionistas, técnicos, funcionarios, directivos, trabajadores agrícolas y personal de vigilancia presentan un bajo riesgo de automatización; en contraste, los trabajadores industriales, oficinistas, comerciantes, operadores de transporte y proveedores de servicios personales exhiben riesgos elevados. Aunque el estudio constituye una primera aproximación relevante, los autores reconocen que la categorización utilizada incluye pocos grupos unitarios y un número limitado de tareas.

Por su parte, Gmyrek *et al.* (2024), evalúan el impacto potencial de la IA generativa en los mercados laborales de América Latina y el Caribe, incluido México. Su estudio se basa en la metodología GBB (Gmyrek, Berg y Bescond, 2023), que utiliza la clasificación ISCO-08 y un conjunto de 3,123 tareas asociadas a 436 grupos ocupacionales. Mediante consultas a GPT-4, los autores estiman la viabilidad técnica de automatizar cada tarea, asignan un puntaje individual y, posteriormente, agrupan las ocupaciones según la distribución de estos puntajes. Finalmente, dichas categorías se vinculan con indicadores de brecha digital para determinar la exposición potencial de cada país a la IA generativa. Esta metodología introduce un avance significativo al incorporar directamente un modelo generativo como herramienta de evaluación técnica del trabajo.

Los resultados de Gmyrek *et al.* (2024) muestran que la exposición a la IA generativa está asociada con características socioeconómicas específicas: empleos formales en zonas urbanas, ocupaciones que requieren educación superior, mayor participación femenina en sectores como finanzas y administración pública, así como una mayor incidencia entre jóvenes y trabajadores de clases medias y altas. Estas tendencias sugieren que el impacto de la IA generativa no se distribuye de manera uniforme, sino que se concentra en segmentos laborales más calificados.

En el caso de México, los autores estiman que aproximadamente el 35 % del empleo total se encuentra expuesto a la IA generativa. Dentro de esa proporción, cerca del 2 % enfrenta un riesgo de automatización directa; alrededor del 14 % podría utilizar IA generativa como herramienta de apoyo productivo; y aproximadamente el 20 % se ubica en un escenario de incertidumbre, donde la tecnología podría complementar o modificar parcialmente las tareas. Como es de esperarse, la exposición se concentra en ocupaciones altamente calificadas, donde la IA actúa principalmente como complemento del trabajo humano al automatizar tareas específicas.

Finalmente, Martínez y Terrazas-Santamaría (2025) analizan cómo los Modelos de Lenguaje Extensos (LLM) —entre ellos ChatGPT— afectan a las ocupaciones cognitivas no rutinarias en una economía emergente como la mexicana. Adaptando la metodología de Eloundou *et al.* (2023, 2024), evalúan más de 3,000 tareas correspondientes a 468 ocupaciones del SINCO, utilizando GPT-4 para estimar índices de exposición. Posteriormente, estos índices se vinculan con microdatos de la ENOE para examinar patrones sociodemográficos y geográficos. Sus resultados indican que entre el 5 % y 9 % de las tareas enfrenta exposición directa, cifra que aumenta a entre 16 % y 22 % cuando se consideran tecnologías complementarias. La mayor exposición se observa entre trabajadores con educación superior, mujeres y regiones con fuerte presencia de sectores basados en conocimiento, como la Ciudad de México y el estado de Nuevo León.

La revisión de la literatura permite identificar que el enfoque tradicional de cambio tecnológico basado en tareas, como el aplicado por Rodríguez y Meza (2024), resulta limitado

frente a los desafíos que plantean los modelos generativos modernos, capaces de sustituir o complementar tareas cognitivas más complejas. Los estudios recientes muestran que la IA generativa amplía el alcance de las tareas automatizables y modifica los patrones de exposición laboral, especialmente en ocupaciones de alta calificación.

Asimismo, la literatura reciente evidencia una evolución metodológica significativa: la incorporación de modelos generativos como GPT-4 para evaluar la factibilidad técnica de automatización de tareas. Esta participación directa de los modelos redefine la manera en que se mide el impacto de la IA en el trabajo, ya que permite obtener evaluaciones más precisas, contextualizadas y alineadas con las capacidades reales de la tecnología. Este cambio metodológico es particularmente relevante para el desarrollo del IGAM, que se apoya explícitamente en las funciones multimodales de GPT-5.

2.2. Procedimiento para construir el IGAM

El Foro Económico Mundial (FEM) publicó en 2023 un reporte titulado *“Jobs of tomorrow: Large Language Models and jobs”*. En este reporte, se presenta una metodología que permite medir el potencial de exposición a la automatización de los LLMs usando un enfoque basado en tareas, ocupaciones e industrias, y, plantean cuatro criterios a evaluar para cada tarea que son: i) evaluar qué tareas requieren un uso intensivo del lenguaje natural, matemático y computacional, ii) si hay una interacción de persona a persona, iii) si la tarea no es rutinaria y iv) si hay una participación humana impuesta ya sea por la ley, la ética o las convenciones sociales. Luego, cada tarea se clasificaría en alguno de los cuatro grupos finales que son: alto potencial de automatización, alto potencial de aumento, bajo potencial de automatización o aumento, y tareas no lingüísticas (FEM, 2023).

Para la construcción del IGAM se tomaron como referencia los criterios anteriormente mencionados, pero el primer criterio se modificó en su totalidad (ver Cuadro 1), porque el objeto de estudio son los modelos generativos multimodales como GPT-5, escogiéndose éste como representación de la inteligencia artificial.

Cuadro 1. *Criterios del FEM (2023) adaptados al Indicador GPT de Automatización Multimodal*

Criterios del FEM (2023)	Definición	Adaptación al IGAM	Definición	¿Por qué?
Criterio 1: ¿Qué tareas requieren un uso intensivo del lenguaje (natural, matemático, computacional)?	Los grandes modelos de lenguaje (LLM) combinan lenguaje natural, matemático y computacional para comprender y generar texto y	a. ¿Qué tareas pueden ser ejecutadas por las capacidades multimodales de GPT-5?	Si las tareas evaluadas pueden ser ejecutadas por alguna o varias de las capacidades multimodales de GPT-5 como texto, código, imágenes, audio y/o video.	El criterio 1 se modifica porque las primeras versiones de ChatGPT (GPT3.5 y GPT-4) usaban un LLM (Miao y Holmes, 2024; OpenAI, 2022, 2023); pero, cuando OpenAI liberó la versión GPT-4o en 2024 (OpenAI, 2024), dejó de usar un LLM
		b. ¿Cuál es su escala de	Su escala de capacidad de	

	código (WEF, 2023).	capacidad de ejecución de tareas por GPT-5?	ejecución de tareas puede ser: i) No ejecutable por GPT-5 ii) Solo asistencia parcial iii) Si, con asistencia de otra herramienta de IA iv) Si, con verificación humana v) Si, autónomo (sin supervisión humana)	para utilizar un Gran Modelo de Lenguaje Multimodal o Multimodal Large Language Model (MLLM), diseñado para procesar, integrar e interpretar múltiples tipos de datos simultáneamente en texto, código, imágenes, audio y video (Wang <i>et al.</i> , 2024). Es decir, los GPT evolucionaron a modelos generativos multimodales (GPT-5 es su última versión) (OpenAI, 2025), por lo tanto, el criterio 1 del FEM (2023) quedaría obsoleto.
Criterio 2: ¿Hay una interacción humana a humano para que GPT-5 pueda ejecutar la tarea?	Corresponde a las tareas que requieren dicha interacción en tiempo real, en el mismo espacio físico o virtual (FEM, 2023).	Igual	Igual	No se realizaron modificaciones a estos criterios porque aún siguen siendo limitantes para la automatización que presenta la inteligencia artificial y es necesario conocerlos. Por ejemplo,
Criterio 3: ¿Es una tarea no rutinaria?	Es cuando la tarea requiere de un esfuerzo para procesar información compleja, no estructurada y no relacionada para llevarse a cabo (FEM, 2023).	Igual	Igual	Criterio 2: Preparar una respuesta diplomática ante la queja de un cliente. Criterio 3: Proponer un modelo de negocio innovador. Criterio 4: Diagnosticar

Criterio 4: ¿Hay una participación humana impuesta por la ley, la ética o las convenciones sociales?	Si requiere cierto nivel de compromiso o cumplimiento con respecto a riesgos legales, financieros, de salud o de otro tipo (FEM, 2023).	Igual	Igual	formalmente una enfermedad. Con el IGAM se mide el potencial de automatización de GPT-5 en estos casos.
--	---	-------	-------	--

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se detalla el código utilizado para indicarle a GPT-5 cómo debe responder a la evaluación de cada tarea según los cuatro criterios descritos anteriormente²:

Hola ChatGPT5. De aquí en adelante, vamos a seguir la siguiente dinámica. Estoy midiendo tu capacidad multimodal en texto, código, imágenes, audio y video en cada una de las tareas que conforman los grupos unitarios de SINCO 2019 para México. Tu rúbrica de evaluación será la siguiente. Por cada tarea que te nombre por grupo unitario, vas a decir: 1. Con qué capacidad multimodal la ejecutas o, si no la puedes hacer, así: texto, código, imágenes, audio, video o no ejecutable por GPT. 2. Me dirás la Escala de Capacidad de Ejecución de Tareas así: Sí, autónomo (sin supervisión humana); Sí, con verificación humana; Sí, con asistencia de otra herramienta de IA; Solo asistencia parcial o No ejecutable por GPT. 3. Me dirás si esa tarea requiere una interacción humana a humano, es decir, corresponde a tareas que requieren dicha interacción en tiempo real, en el mismo espacio físico o virtual, contestando Sí o No o si No es ejecutable por GPT. 4. Me dirás si la tarea es no rutinaria, es decir, si requiere un esfuerzo para procesar información compleja, no estructurada y no relacionada para llevarse a cabo, contestando Sí o No, o si No es ejecutable por GPT. 5. Me dirás si la tarea requiere de una participación humana impuesta por la ley, la ética o las convenciones sociales, es decir, si requiere cierto nivel de compromiso o cumplimiento con respecto a riesgos legales, financieros, de salud o de otro tipo, contestando Sí o No o si No es ejecutable por GPT. 6. Agregarás una columna llamada "comentarios" y colocarás tus comentarios sobre la evaluación realizada para cada tarea. Puedes responderme mediante un cuadro para cada sección. ¿Te parece? ¿Estás listo para iniciar? (OpenAI, 2025a).

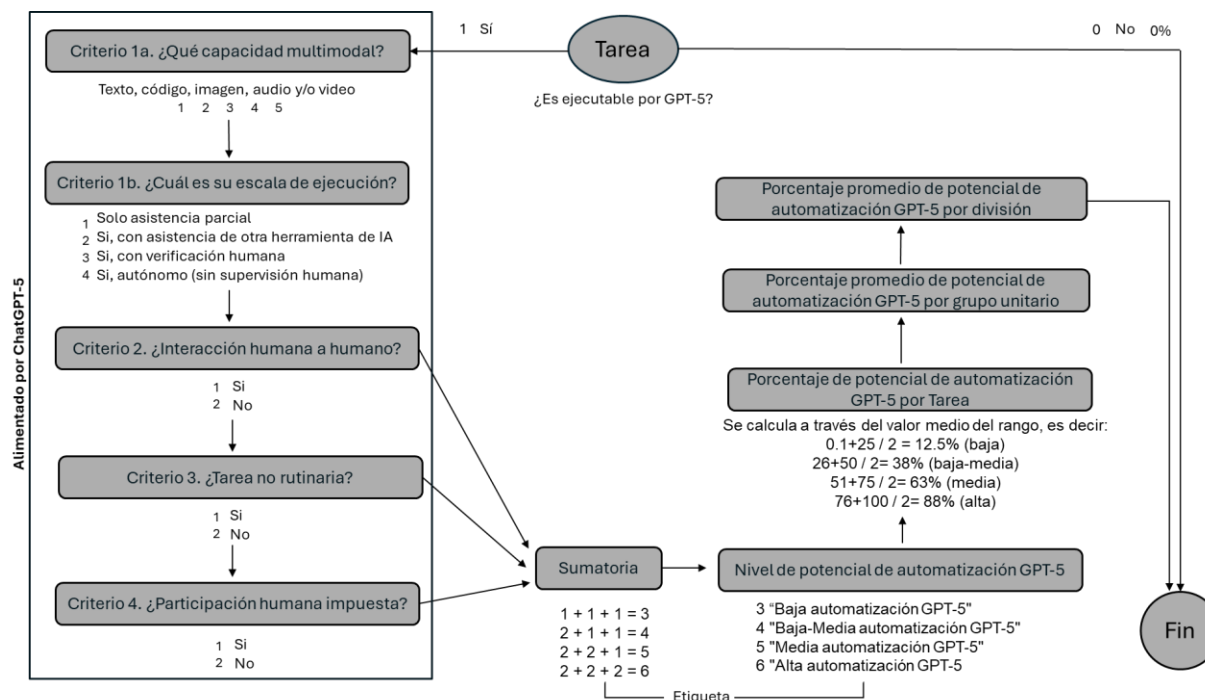
Por cada uno de los grupos unitarios de las divisiones 1 a 6 y los resultados, se alimenta el software estadístico Stata; al tiempo que se revisa cada una de las respuestas dadas por el *chatbot* y se emplea un juicio humano al transcribir los datos en el citado paquete estadístico.

Para obtener el porcentaje del potencial de automatización GPT-5 por tarea, se calcula a través del valor medio del rango, y con base en cada uno de los porcentajes de cada tarea, se

² Es importante mencionar que la evaluación de las 2,431 tareas ante cada uno de los cuatro criterios es realizada por GPT-5 en el periodo de agosto y septiembre de 2025, reconociendo que el desarrollo de este GPT es permanente y que las respuestas obtenidas en ese momento pueden presentar modificaciones en el futuro.

promedian para calcular el porcentaje del potencial de automatización GPT-5 por grupo unitario y después, por división. El procedimiento descrito con anterioridad se detalla en la figura 1.

Figura 1. *Flujograma de la construcción del IGAM*



Fuente: elaboración propia.

Por último, el indicador quedaría de la siguiente manera, tal como se muestra en la figura 2, con su respectivo umbral de potencial de automatización.³

Figura 2. *Umbral del Indicador GPT de Automatización Multimodal (IGAM)*

76% a 100%	51% a 75%	26% a 50%	0.1% a 25%	0%
Alta automatización GPT-5	Media automatización GPT-5	Media-Baja automatización GPT-5	Baja automatización GPT-5	No ejecutable por GPT-5

Fuente: elaboración propia.

El IGAM presenta similitudes y diferencias relevantes con estudios previos realizados para México. En el caso de Rodríguez y Meza (2024), ambos trabajos buscan medir el impacto de la automatización en las ocupaciones. No obstante, mientras el IRA considera únicamente las tareas principales de ciertos grupos unitarios dentro de la clasificación ocupacional, el IGAM evalúa la

³ Una de las ventajas de este procedimiento es que nuestra metodología de construcción del índice permite replicabilidad para las siguientes versiones de GPT-# de OpenAI, así como para otro tipo de modelos generativos multimodales, considerando si requiere modificaciones adicionales. De igual manera, el IGAM puede ser replicable a la clasificación ocupacional de cualquier país.



totalidad de las tareas pertenecientes a los grupos unitarios que integran las divisiones más afectadas por la IA. Además, incorpora un enfoque específicamente adaptado a las capacidades multimodales de GPT-5 para la ejecución de tareas dentro de una ocupación, por lo que la evaluación se centra en las tareas individuales como unidad de análisis.

Por su parte, el IGAM comparte más similitudes metodológicas con los trabajos de Gmyrek *et al.* (2023 y 2024) y Martínez y Terrazas-Santamaría (2025). Los tres estudios utilizan un enfoque basado en tareas individuales dentro de las ocupaciones, se apoyan en modelos de la familia GPT para evaluar la capacidad de la IA en la ejecución o complemento de tareas laborales y emplean sistemas de clasificación ocupacional como el SINCO o esquemas compatibles. Las diferencias más importantes radican en que el IGAM utiliza GPT-5, un modelo multimodal, mientras que los otros estudios emplean GPT-4. Asimismo, el IGAM retoma y adapta los criterios del Foro Económico Mundial para evaluar el grado de automatización en una escala que distingue entre ejecución autónoma y ejecución asistida. En contraste, Martínez y Terrazas-Santamaría (2025) comparan directamente la evaluación realizada por la IA con la evaluación humana, mientras que Gmyrek *et al.* (2024) emplean un sistema de puntaje e incluyen como criterio adicional el uso de computadora en el trabajo.

Si bien cada uno de los estudios mencionados aporta elementos valiosos a la discusión, el IGAM ofrece varias ventajas relevantes. Entre ellas destaca el uso de un modelo con mayores capacidades de razonamiento y ejecución, lo que permite una medición más precisa del impacto potencial de la IA generativa sobre las ocupaciones y las tareas de naturaleza cognitiva. Asimismo, el IGAM no sólo identifica el nivel de exposición de cada tarea, sino que clasifica el tipo de automatización potencial en tres niveles: ejecución autónoma, ejecución con verificación humana y asistencia parcial. Esta distinción aporta información fundamental para el diseño de políticas laborales orientadas a enfrentar los retos asociados a la adopción de nuevas tecnologías.

Es importante señalar que el Indicador GPT de Automatización Multimodal (IGAM) no mide la capacidad absoluta de GPT-5, sino la factibilidad de automatizar tareas mediante modelos multimodales de lenguaje (MLLM). La unidad de análisis no es el desempeño intrínseco del modelo, sino las tareas ocupacionales. En ese sentido, ChatGPT opera como instrumento de evaluación, no como objeto central del estudio.

Dadas las similitudes metodológicas entre los estudios de Martínez y Terrazas-Santamaría (2025), Gmyrek *et al.* (2024) y el IGAM, es previsible que los resultados obtenidos mediante este último sean comparables, particularmente en términos de patrones de exposición y distribución de impacto entre ocupaciones.

2.3. Taxonomía de ocupaciones

La Organización Internacional del Trabajo (OIT) publica la *Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones* (CIUO), la cual es una clasificación jerárquica de cuatro niveles que clasifica todos los empleos del mundo en 436 grupos de unidades y, posteriormente en grupos progresivamente mayores. Su versión más actual es la del año 2008, que se conoce como CIUO-08, y tiene como objetivo, proporcionar una base para presentar informes y comparar internacionalmente datos estadísticos sobre las ocupaciones. Además, sirve como modelo útil para el desarrollo de clasificaciones nacionales y regionales de ocupaciones (OIT, 2023).

En el caso de México, la adaptación nacional de la CIUO-08 es el SINCO y su versión más reciente es la de 2019, elaborada por el INEGI. El SINCO ordena y describe las ocupaciones que se realizan en México, reflejando su estructura ocupacional para un mejor conocimiento del mercado laboral mexicano. El SINCO 2019 se estructura por 9 divisiones⁴, 52 grupos principales, 163 subgrupos y 490 grupos unitarios. Dentro de cada grupo unitario se contienen las ocupaciones y sus respectivas tareas, agrupadas por especializaciones detalladas u ocupaciones similares (INEGI, 2020).

Con base en lo anterior, y para la presente investigación, de los 490 grupos unitarios conformados de las divisiones 1 a la 9, se eliminaron 33 grupos unitarios, puesto que son códigos a cuatro dígitos que componen a otras ocupaciones que no especificaron la ocupación que desempeñan de manera suficiente para clasificarlas, por lo tanto, no tienen descritas las tareas, lo que impide evaluarlas (INEGI, 2020).

La versión profundizada del IGAM se representa y explica en el cuadro 2, en donde se muestra que de los 457 grupos unitarios seleccionados de las divisiones 1 a 9; se estudió un total de 302 grupos unitarios provenientes de las divisiones 1 a 6 para el presente estudio.

Cuadro 2. *Desglose de la taxonomía de ocupaciones seleccionada de México para medir en el IGAM*

División	Grupos Unitarios SINCO 2019 seleccionados	Grupos Unitarios SINCO 2019 seleccionados	Total de tareas por grupo unitario
1. Funcionarios, directores y jefes	1111 a 1723	54	363
2. Profesionistas y técnicos	2111 a 2827	153	1,409
3. Trabajadores auxiliares en actividades administrativas	3101 a 3232	20	133
4. Comerciantes, empleados en ventas y agentes de ventas	4111 a 4312	16	123
5. Trabajadores en servicios personales y de vigilancia	5101 a 5413	29	198
6. Trabajadores en actividades agrícolas, ganaderas, forestales, caza y pesca	6101 a 6311	30	205
Total		302	2,431

Fuente: elaboración propia.

⁴ Las divisiones son: 1 Funcionarios, directores y jefes, 2 Profesionistas y técnicos, 3 Trabajadores auxiliares en actividades administrativas, 4 Comerciantes, empleados en ventas y agentes de ventas, 5 Trabajadores en servicios personales y de vigilancia, 6 Trabajadores en actividades agrícolas, ganaderas, forestales, caza y pesca, 7 Trabajadores artesanales, en la construcción y otros oficios, 8 Operadores de maquinaria industrial, ensambladores, choferes y conductores de transporte y 9 Trabajadores en actividades elementales y de apoyo.



3. Resultados y discusión

3.1. Impactos por nivel ocupacional

Se aplicó de manera preliminar el IGAM evaluando un total de 62 tareas representativas de las divisiones 1 a 9 y, con base en esos resultados, se determinó profundizar la aplicación del IGAM evaluando todas las tareas de las divisiones 1 a 6 para un total de 2,431 tareas. Al comparar dichos resultados se evidencia una variación que se puede observar en el cuadro 3.

Cuadro 3. México: resultados del IGAM preliminar vs IGAM profundizado

División	Porcentaje promedio del potencial de automatización GPT-5 por división – IGAM preliminar	Porcentaje promedio del potencial de automatización GPT-5 por división – IGAM profundizado	Diferencias
1. Dirigentes y jefes	43% (bajo-medio)	38% (bajo-medio)	-5
2. Profesionistas y técnicos	36% (bajo-medio)	24% (bajo)	-12
3. Auxiliares administrativos	57% (medio)	32% (bajo-medio)	-25
4. Comerciantes y ventas	54% (medio)	28% (bajo-medio)	-26
5. Servicios y vigilancia	16% (bajo)	17% (bajo)	1
6. Actividades agropecuarias	15% (bajo)	11% (bajo)	-4

Fuente: elaboración propia. Nota: las divisiones 7 artesanos y oficios, la división 8 operadores y conductores y la división 9 elementales y apoyo, quedaron como no ejecutables por GPT-5.

Con base en el cuadro 3, a nivel ocupacional, las divisiones con mayor potencial de impacto se clasificaron como de bajo a medio potencial de automatización GPT-5, siendo los dirigentes y jefes, auxiliares administrativos y comerciantes y ventas. Sin embargo, vemos que la división con mayor potencial de impacto (38%) fue la de funcionarios, directores y jefes que corresponden a ocupaciones que desempeñan trabajadores altamente calificados, enfocados en planear, coordinar, dirigir y evaluar actividades relacionadas con empresas, organizaciones privadas, sociales u organismos gubernamentales (INEGI, 2020).

Los resultados indican que GPT-5 afecta y seguirá afectando a los mandos directivos conforme evolucionen sus capacidades multimodales. No obstante, GPT-5 sigue siendo una herramienta de asistencia y no sustituye el juicio humano (Cevallos *et al.*, 2023). Esto quiere decir que, para el personal de alto nivel, GPT-5 proporciona asesoramiento en tareas cognitivas no rutinarias, donde el personal calificado toma la última palabra, y apoyo en tareas rutinarias.



A continuación, se muestran los porcentajes promedio del potencial de automatización GPT-5 por grupos unitarios (ocupaciones) por cada una de las divisiones 1 a 6 de SINCO 2019, a través de un ranking de las 10 actividades laborales de mayor y menor porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5, así como su distribución de las tareas clasificándose por el umbral del potencial de automatización para cada caso.

3.1.1. División 1: Funcionarios, directores y jefes

El ranking del top 10 con mayor porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 por grupo unitario de funcionarios, directores y jefes es: coordinadores y jefes de área en servicios contables, financieros, banca y seguros (63%) y directores y gerentes en servicios contables, financieros, banca y seguros (58%) se clasifican como de medio potencial de automatización GPT-5. Los coordinadores y jefes de área de restaurantes y hoteles, directores y gerentes de museos, cines y otros establecimientos deportivos y culturales, coordinadores y jefes de área en museos, cines, deportivos y servicios culturales y, coordinadores y jefes de área en administración, recursos humanos y mercadotecnia (50.5%), directores y gerentes en generación y provisión de energía eléctrica y agua (49.1%), directores y gerentes en informática, directores y gerentes en comunicación y telecomunicaciones, y coordinadores y jefes de área en centros de enseñanza y capacitación (48%) se clasifican como bajo-medio potencial de automatización GPT-5.

El ranking del top 10 con menor porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 por grupo unitario de funcionarios, directores y jefes son: directores de organizaciones agrarias (12.6%), coordinadores y jefes de área en servicios de vigilancia y seguridad (16.8%), legisladores y coordinadores y jefes de área en servicios legales, jueces calificadores y fiscales (19%), jueces de juzgado, directores y gerentes en servicios legales y procuración de justicia (20.7%), presidentes y autoridades municipales (21%), coordinadores y jefes de área en desarrollo social y económico (22.1%), directores y productores artísticos de cine, teatro y afines (22.7%), directores de organizaciones sindicales y, coordinadores y jefes de área en actividades artísticas, de cine, teatro y afines (22.8%), todos clasificados con bajo potencial de automatización GPT-5.

Es importante destacar que dentro de las ocupaciones existen tareas con diferentes niveles de automatización; muestra de ello es el caso de coordinadores y jefes de área en servicios contables, financieros, banca y seguros que presentan un 50% de tareas en bajo-medio y un 50% de tareas en alto potencial de automatización, y los directores de organizaciones agrarias, que presentan un 67% de tareas no ejecutables y un 33% de tareas de bajo-medio potencial de automatización por GPT-5, y así para cada caso.

La gráfica 1, parte superior, muestra la distribución de las tareas en los grupos unitarios de las ocupaciones, con mayor y menor potencial de automatización promedio, según los diferentes porcentajes de automatización.

Gráfica 1. Distribución de tareas en grupos unitarios de acuerdo al porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 de división 1 y 2



Fuente: elaboración propia.

3.1.2. División 2 Profesionistas y técnicos

En el caso de profesionistas y técnicos, las 10 ocupaciones con mayor porcentaje promedio de potencial de automatización fueron investigadores y profesionistas en filosofías y letras (filólogos) (63%), auxiliares en ciencias sociales y humanistas (60.1%), investigadores y profesionistas en matemáticas, estadística y actuaría (55.8%), escritores y críticos literarios (55.1%), compositores y arreglistas (54%), contadores y auditores (52.9%), y auxiliares en contabilidad, finanzas y agentes de bolsa (51.5%) clasificados como medio potencial de automatización GPT-5. Técnicos eléctricos (50.5%), tramitadores aduanales (47.2%), y asesores y analistas en finanzas (46.6%) clasificados como bajo-medio potencial de automatización.

El ranking del top 10 con menor porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 por grupo unitario de profesionistas y técnicos son: dentistas y, enfermeras y paramédicos profesionales (1.1%), mecánicos en mantenimiento y reparación de vehículos de motor y, técnicos en operaciones de equipos de radio (1.5%), escultores (1.7%), electricistas y linieros y, médicos internos (2%), profesionistas en archivonomía, biblioteconomía y museografía (2.2%), anestesiólogos (2.7%) y, técnicos en aparatos de diagnóstico, tratamiento médico, podólogos y fisioterapeutas (2.8%) clasificados como bajo potencial de automatización GPT-5.

Es interesante observar como el IGAM permite detectar aquellas ocupaciones con tareas que no pueden ser replicables por la IA del GPT-5, ya que en la división 2 de los profesionistas y técnicos se encontraron 12 grupos unitarios clasificados como no ejecutables (0%) que integran a músicos, profesores de personas con problemas de audición y lenguaje, profesores de personas con problemas de aprendizaje, otros profesores de enseñanza especial, pediatras, árbitros y jueces deportivos, mecánicos en mantenimiento y reparación de maquinaria e instrumentos

industriales, mecánicos en mantenimiento y reparación de instrumentos de precisión y musicales, trabajadores en instalación y reparación de equipos electrónicos, telecomunicaciones y electrodomésticos (excepto equipos informáticos), técnicos en reparación de equipos electromecánicos, trabajadores en reparación de equipos electromecánicos y auxiliares hospitalarios y de medicina.

En la gráfica 1, parte inferior, la distribución de tareas por grupo unitario por potencial de automatización, se aprecia que los investigadores y profesionistas en filosofías y letras presentan un 25% de tareas en bajo-medio, un 50% de tareas en medio y un 25% de tareas en alto potencial de automatización, mientras que para los dentistas, el 77% de las tareas que realizan no son ejecutables por GPT-5 y el resto de las actividades tienen un bajo potencial de automatización, y así para cada caso correspondiente a las ocupaciones de la división de profesionistas y técnico.

3.1.3. División 3 Trabajadores auxiliares en actividades administrativas

El ranking del top 10 con mayor porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 por grupo unitario de trabajadores auxiliares en actividades administrativas es: codificadores de información (56.6%) y capturistas de datos (52.5%), clasificados en medio potencial de automatización GPT-5. Taquígrafos, mecanógrafos y similares (50.3%), trabajadores que brindan información por teléfono (centro de llamadas) y anunciadores (41.9%), recepcionistas y trabajadores que brindan información (de forma personal) (41%), supervisores de trabajadores que brindan y manejan información y, trabajadores en control de almacén y bodega (37.7%), despachadores de transporte (36.6%), trabajadores en agencias de viajes y, telefonistas y telegrafistas (34.2%) clasificados como bajo-medio potencial de automatización.

La gráfica 2, parte superior, presenta la distribución de las tareas, con mayor (izquierda) y menor (derecha) porcentaje promedio de automatización de las ocupaciones de la división 3 (Trabajadores auxiliares en actividades administrativas), según los diferentes porcentajes de automatización por tareas, donde se puede apreciar que los codificadores de información contienen un 25% de tareas en bajo, 25% en bajo-medio y 50% en alto potencial de automatización, mientras que en los operadores de máquinas de oficina el 75% de sus tareas son no ejecutables y el resto tienen bajo-medio potencial de automatización con GPT-5.

Gráfica 2. Distribución de tareas en grupos unitarios de acuerdo al porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 de división 3 y 4



Fuente: elaboración propia.

3.1.4. División 4 Comerciantes, empleados en ventas y agentes de ventas

Las 10 ocupaciones con mayor y menor porcentaje de potencial de automatización de la división 4 (Comerciantes, empleados en ventas y agentes de ventas) se muestran en la gráfica 2 (parte inferior) así como su distribución de tareas por porcentaje de automatización.

Las ocupaciones de mayor potencial son: vendedores por teléfono (43%), demostradores y promotores (39.7%), encargados y supervisores de ventas de productos y de servicios financieros (39.6%), vendedores por catálogo (37.8%), trabajadores en servicios de alquiler de bienes muebles (36.4%), agentes y representantes de ventas y consignatarios (30.1%), anaqueleros, acomodadores y seleccionadores de mercancías y alimentadores de máquinas expendedoras (29.8%), choferes vendedores (28%), trabajadores en servicios de alquiler (27%), y comerciantes en establecimientos (26.6%). Los vendedores por teléfono presentan un 80% de tareas en un nivel bajo-medio y un 20% en un nivel medio de potencial de automatización.

Las ocupaciones con menor porcentaje promedio de potencial de automatización son: supervisores en servicios de alquiler y, agentes de bienes raíces (12.5%), agentes de seguros y servicios financieros (ejecutivos de cuenta) (13.9%), edecanes (19%), empleados de ventas, despachadores y dependientes en comercios (21.3%), modelos de moda, arte y publicidad (25.3%) se clasifican en bajo potencial de automatización GPT-5. Los comerciantes en establecimientos (26.6%), trabajadores en servicios de alquiler (27%), choferes vendedores (28%), y anaqueleros, acomodadores y seleccionadores de mercancías y alimentadores de máquinas expendedoras (29.8%) se clasifican en bajo-medio potencial de automatización.

3.1.5. División 5 Trabajadores en servicios personales y de vigilancia

Las ocupaciones que integran la división 5, con mayor y menor porcentaje de automatización se presentan en la gráfica 3 (parte superior), así como la distribución de las tareas dentro de los grupos unitarios, con base en el nivel potencial de automatización de GPT-5. En la gráfica 3 se evidencia que dentro de las ocupaciones existen diferentes porcentajes de automatización, por ejemplo, las y los astrólogos, adivinadores y afines presentan un 50% de tareas en bajo, un 17% en medio y un 33% en alto potencial de automatización, mientras que trabajadores de la armada el 100% de sus tareas son consideradas de baja automatización, y los y las trabajadoras sexuales, 67% de sus tareas son no ejecutables y el resto en la categoría baja

Las ocupaciones con menor porcentaje promedio en los servicios personales y de vigilancia son: trabajadores en servicios funerarios (1.5%), trabajadoras y trabajadores sexuales (4.1%), trabajadores de la Fuerza Aérea (5%), cuidadores de niños, personas con discapacidad y ancianos en establecimientos (5.3%), bomberos (6.2%), cuidadores de niños, personas con discapacidad y ancianos en casas particulares (6.8%), entrenadores de animales y ocupaciones relacionadas con el cuidado de mascotas (6.9%), cocineros domésticos (9.5%), peluqueros, barberos, estilistas y peinadores (10.8%) y trabajadores de la Armada (12.5%) se clasifican como bajo potencial de automatización GPT-5.

Gráfica 3. Distribución de tareas en grupos unitarios de acuerdo al porcentaje promedio de potencial de automatización GPT-5 de división 5 y 6



Fuente: elaboración propia.

3.1.6. División 6 Trabajadores en actividades agrícolas, ganaderas, forestales, caza y pesca

El ranking del top 10 con mayor porcentaje promedio de potencial de automatización por grupo unitario de trabajadores en actividades agrícolas, ganaderas, forestales, caza y pesca son:



supervisores, encargados y capataces de trabajadores en actividades pesqueras, acuícolas, forestales, caza y similares y, trabajadores en actividades de beneficios de productos pesqueros o acuícolas (31.5%) y, supervisores, encargados y capataces agropecuarios (27.8%) se clasifican como bajo-medio potencial de automatización GPT-5. Trabajadores en la cría avícola, y en la cría de porcinos (25.1%), en la cría de caprinos y ovinos (18.1%), en la cría de ganado bovino (16.7%), en actividades de plantación, reforestación y conservación de bosques (15.8%), en viveros e invernaderos (15.4%) y, en el cultivo de flores (14.9%) se clasifican como bajo potencial.

La gráfica 3, parte inferior, muestra las ocupaciones con mayor y menor potencial de automatización promedio y su distribución por tareas, y como se señaló previamente, los supervisores, encargados y capataces de trabajadores en actividades pesqueras, acuícolas, forestales, de caza y similares presentan el mayor potencia, debido a que el 50% de sus tareas se clasifican en nivel alto, 25% en medio y 25% en bajo potencial de automatización; mientras que los trabajadores en el cultivo de café y tabaco, con los menores niveles, ostentan un 75% de tareas no ejecutables y 25% de media ejecución; la apicultura tiene un 71% de tareas no ejecutables y el resto de bajo potencial de automatización, así como la cría de equinos, con 64% y 18% respectivamente.

En la división 6 Trabajadores en actividades agrícolas, ganaderas, forestales, caza y pesca se encontraron 9 grupos unitarios clasificados como no ejecutable (0%) que son: trabajadores en actividades de beneficios de productos pecuarios, trabajadores que combinan actividades agrícolas con ganaderas, trabajadores en actividades pesqueras, trabajadores en actividades de acuicultura, caucheros, chicleros, resineros y similares, cortadores de leña, productores de carbón vegetal, trabajadores en actividades de caza, trampería y similares, operadores de maquinaria agropecuaria y forestal.

Considerando la comparación de la totalidad de las ocupaciones entre las diferentes divisiones, se puede establecer que los grupos unitarios con mayor porcentaje potencial de automatización están clasificados en medio potencial, y son los investigadores y profesionistas en filosofías y letras (filólogos) y, coordinadores y jefes de área en servicios contables, financieros, banca y seguros (63%), auxiliares en ciencias sociales y humanistas (60.1%), directores y gerentes en servicios contables, financieros, banca y seguros (58%), codificadores de información (56.6%), investigadores y profesionistas en matemáticas, estadística y actuaría (55.8%), escritores y críticos literarios (55.1%), compositores y arreglistas (54%), contadores y auditores (52.9%), capturistas de datos (52.5%) y, auxiliares en contabilidad, finanzas y agentes de bolsa (51.5%). Todos ellos con tareas cognitivas que involucran la investigación y análisis de cuestionamientos, planeación, organización, supervisión y control de actividades de subordinados que ofrecen apoyo y auxilian a profesionistas, realización de actividades contables, encuestas, recopilación de información, gestión de datos, asignación de claves numéricas a información recopilada, desarrollo de modelos matemáticos y estadísticos, creación y escritura de obras literarias y musicales, administración de información financiera, registro de texto y números, entre otras (INEGI, 2020).

Los grupos unitarios con menor porcentaje potencial de automatización están clasificados en bajo potencial, y son los dentistas, enfermeras y paramédicos profesionales (1.1%), mecánicos en mantenimiento y reparación de vehículos de motor, y trabajadores en servicios funerarios, y técnicos en operaciones de equipos de radio (1.5%), escultores (1.7%), electricistas y linieros, y médicos internos (2%), profesionistas en archivonomía, biblioteconomía y museografía (2.2%), y

anestesiólogos (2.7%); con tareas que involucran el tratamiento de afecciones dentales, auxilio durante una intervención quirúrgica, reparación a sistemas de suspensión de vehículos automotores, operación de equipos de radiotelefonía, creación de esculturas figurativas, estudio y organización de obras, administrar medicamentos, diagnóstico y tratamiento de lesiones y enfermedades, entre otras (INEGI, 2020).

3.2. A nivel tarea

A continuación, el cuadro 4 resume las principales tareas de cada nivel potencial de automatización de GPT-5. Se puede apreciar que, en primer lugar, el porcentaje máximo de potencial de automatización es del 88 %; eso significa que GPT-5 complementa, asiste y/o apoya a la ejecución de las tareas, ya que el juicio humano es irremplazable en este punto. GPT-5 puede ejecutar por sí solo algunas tareas, pero el ser humano es quien revisa y da aprobación a lo realizado por la IA. En segundo lugar, GPT-5 requiere acceder a otro tipo de IA para ejecutar algunas tareas para complementar principalmente los asuntos legales, médicos o audiovisuales, así como ser útil para medios de pago en línea, presentación de menús o servicio al cliente. Sin embargo, es importante considerar que cuanto más avance la IA, mayor será su capacidad para ejecutar tareas.

Es importante tener presente que lo que se analiza en la investigación son las actividades cognitivas y al *ChatGPT* como una representación de IA generativa. Por lo tanto, existen otras herramientas de IA que pueden realizar otras tareas no consideradas aquí, los softwares de conducción automática, entre otras.

Cuadro 4. México: nivel potencial de automatización GPT-5 a nivel tareas

Nivel potencial de automatización	Tareas
Alto (88%)	Análisis de resultados obtenidos, realizar informes, asesorar, evaluar situación financiera, desarrollar procedimientos, calcular costos y gastos, coordinar la preparación de presupuestos, establecer normas, elaborar planes, verificar cortes de caja, elaboración de balances financieros, informar por escrito, realizar estudios, compilar información, analizar tendencias, investigar, examinar y analizar registros contables, consultar fuentes de información, reunir datos históricos, interpretar resultados, preparar ponencias, revisar y corregir ortografía, léxico y sintaxis, realizar cálculos numéricos, analizar e interpretar estadísticas, leer manuales y folletos técnicos, calcular valores nutricionales, elaborar tablas, diagramas, cuadros, procesar información estadística, registrar procedimientos, y sistemáticamente calcular dimensiones, registrar en agenda, asignar claves a

	información, transcribir y clasificar datos, determinar el horóscopo según fecha de nacimiento.
Medio (63%)	Dirigir y coordinar actividades, mantenerse al día en tendencias, planear proyectos de diseño, desarrollar estrategias de ventas, formular manuales e instructivos, investigar problemas, desarrollar e implementar campañas de publicidad, estudiar culturas, analizar el desarrollo histórico, interpretar mapas, gráficas y diagramas, estudiar relaciones, crear y escribir obras literarias, investigar estilos, investigar y compilar información para redactar textos, afinar traducciones, diseñar o crear gráficos, escribir partituras, crear composiciones musicales, analizar características del personaje, determinar tasas de mortalidad, aplicar metodología estadística, diseñar encuestas, elaborar declaraciones tributarias, comprobar el cumplimiento de requisitos, corregir datos registrados, determinar las clases y cantidades de ganado y de los productos derivados de la cría que habrá que producir, clasificar los mariscos y pescados de acuerdo con su especie, determinar las clases y cantidades de los productos que se cultivarán.
Bajo-medio (38%)	Planear, diseñar e instrumentar la política económica, orientar la política del gobierno, participar en la elaboración, discusión, aprobación o modificación de políticas públicas, determinar volúmenes de producción, organizar cursos de capacitación política, instaurar métodos y procedimientos de trabajo, establecer el pago a los trabajadores de acuerdo con su trabajo, ampliar el mercado de consumo promoviendo ventas, investigar y elaborar clasificaciones de ocupaciones, formular diagnósticos de la situación actual, elaborar políticas de precios, detectar y corregir fallas, preparar diagramas de cableado, analizar informes meteorológicos, planear menús con base en directrices establecidas, organizar viajes, fijar precios de ventas, seleccionar productos silvestres como raíces, hierbas, plantas, frutos.
Bajo (12.5%)	Negociar convenios, tratados con otros países, seleccionar personal y establecer programas de capacitación, explicar la doctrina de la religión,

	bocetar el diseño de acuerdo con instrucciones, impartir conocimientos sobre su materia, evaluar y registrar el aprendizaje, formular y aplicar exámenes de evaluación, enseñar a leer y escribir a personas adultas, enseñar matemáticas básicas, analizar registros médicos, animar programas de entretenimiento, enseñar técnicas artísticas, enseñar la gramática y pronunciación de algún idioma extranjero, aplicar evaluaciones, ayudar a los veterinarios en la salud animal.
No ejecutable por GPT-5 (0%)	Representar al país ante otros países, participar en foros, visitar los poblados, hacer cumplir leyes y reglamentos, realizar nombramiento de personal, realizar negociaciones, realizar ceremonias, ayudar a familias en procesos de adopción, proteger libros y documentos de humedad, realizar ritos religiosos, ofrecer orientación espiritual, visitar enfermos, realizar servicios fúnebres, plasmar pinturas en telas, esculpir objetos en piedra, seleccionar y afinar instrumentos musicales, enseñar habilidades de vida cotidiana, instruir físicamente a personas con discapacidad, examinar dientes o encías, realizar limpieza dental, entrevistar candidatos de empleo, adiestrar animales para presentaciones, atender a los animales durante el parto, ajustar y reparar instrumentos de óptica, asear el área de trabajo, sacar fotocopias, operar una caja registradora, abrir y cerrar el establecimiento, dar manicure y pedicure a clientes, instalar césped, trasplantar la planta, trasquilar a los borregos, conducir y operar maquinaria.

Nota: elaboración propia.

Los resultados obtenidos mediante el IGAM, comparándolos con los estudios previos para México, permiten establecer que son compatibles con los de Martínez y Terrazas-Santamaría (2025) y Gmyrek *et al.* (2024), en el sentido que las ocupaciones con mayor grado de exposición a la IA generativa son aquellas que demandan mayores niveles educativos, y no son comparables a los resultados en Rodríguez y Meza (2024).

4. Conclusiones

Esta investigación cuantifica mediante el IGAM el impacto del uso de inteligencia artificial en el mercado laboral, identificando qué tareas y ocupaciones presentan mayor susceptibilidad a ser automatizadas. La información generada puede emplearse para comparar efectos entre sectores económicos, periodos, países y regiones. La originalidad del indicador radica en la medición de



tres dimensiones: i) la heterogeneidad cognitiva, evaluada a partir de las capacidades multimodales de los modelos para ejecutar cada tarea y, con ello, comprender el avance del potencial de automatización multimodal; ii) la escala de capacidad de ejecución de tareas del GPT, que permite estimar el grado de intervención humana o de otras IA requerido; y iii) el porcentaje potencial de automatización por tarea, grupo unitario y división ocupacional, de acuerdo con la clasificación ocupacional vigente en el país de estudio.

Los resultados obtenidos permiten identificar la existencia de una marcada heterogeneidad ocupacional en los niveles de exposición a la IA. Las divisiones ocupacionales de: i) funcionarios, dirigentes y jefes; ii) auxiliares administrativos; y iii) comerciantes y trabajadores de ventas concentran las tareas con mayores niveles de automatización, ubicadas en un rango medio-bajo. Estos hallazgos son consistentes con investigaciones previas que señalan que el mayor impacto de la IA recae en ocupaciones vinculadas a personas con educación media superior y superior. Además, dadas las características de segmentación ocupacional, es probable que mujeres, personas jóvenes y regiones con mayor desarrollo económico se encuentren sobrerrepresentadas dentro de los grupos más expuestos.

Con el nivel actual de desarrollo de GPT-5, no existe un riesgo inmediato de sustitución laboral a nivel ocupacional. Sin embargo, la evidencia presentada muestra que sí existe un riesgo potencial elevado —de hasta 88% en algunas ocupaciones— que podría incrementarse conforme las capacidades multimodales de la IA continúen avanzando. Este escenario abre la posibilidad de que, en el futuro cercano, la IA alcance la ejecución casi total de ciertas tareas, aumentando así el porcentaje de automatización a nivel ocupacional y, con ello, el riesgo de desplazamiento laboral. Paralelamente, la regulación ética será determinante para establecer límites y condiciones de uso adecuado. Asimismo, aunque la IA no pueda ejecutar todas las tareas de determinadas ocupaciones, es factible que impulse incrementos en productividad y genere procesos de compactación de puestos, reduciendo la demanda de mano de obra en ciertas áreas.

Los resultados también permiten delinear posibles políticas públicas. En particular, se destaca la necesidad de implementar estrategias de capacitación dirigidas a segmentos ocupacionales y regiones específicas, orientadas al acceso, uso y apropiación de la IA. El objetivo es aprovechar las potencialidades de estas tecnologías para elevar la productividad laboral y promover que su adopción constituya una oportunidad de complementariedad, en lugar de un mecanismo de sustitución.

Finalmente, es pertinente subrayar la principal limitación de esta investigación: el IGAM se encuentra enfocado en modelos generativos multimodales como GPT-5. Esto abre la necesidad de ampliar su alcance hacia otros modelos de IA generativa y de vincular su aplicación con líneas de investigación relacionadas con la estructura del mercado laboral, incorporando factores sociodemográficos, económicos, espaciales y temporales.

Referencias

- Acemoglu, D. y Autor, D. 2011. "Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings". En D. Card and O. Ashenfelter (eds.). *Handbook of Labor Economics* (pp. 1043-1171). V. 4, part B. DOI: 10.1016/S0169-7218(11)02410-5

- Acemoglu, D. y Lensman, T. 2024. "Regulating transformative technologies." *American Economic Review: Insights* 6(3): 359–76. DOI: 10.1257/aeri.20230353
- Acemoglu, D. y Restrepo, P. 2020. "The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand". *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1): 25–35. DOI: 10.1093/cjres/rsz022
- Acemoglu, D. y Restrepo, P. 2024. "A task-based approach to inequality". *Oxford Open Economics*, 3(Suppl 1): i906–i929. DOI: 10.1093/ooec/odad082
- Autor, D., Levy, F., y Murnane, R. 2003. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4): 1279–1333. <https://economics.mit.edu/sites/default/files/publications/the%20skill%20content%202003.pdf>
- Boden, M. A. 2016. *AI: Its Nature and Future*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Cevallos, A., Latorre, L., Alicandro, G., Wanner, Z., Cerrato, I., Zarate, J. D., Alvarez, J., Villacreses, K., Pfeifer, M., Gutierrez, M., Villanueva, V., Rivera-Fournier, A., Riobo, A., Pombo, C., Puerto, F. y Rodriguez, J. 2023. *TechReport: IA generativa*. Washington, DC: Banco Interamericano de Desarrollo. DOI: 10.18235/0005105
- De Angelis, L., Baglivo, F., Arzilli, G., Privitera, G. P., Ferragina, P., Tozzi, A. E. y Rizzo, C. 2023. "ChatGPT and the rise of large language models: the new AI-driven infodemic threat in public health". *Frontiers in Public Health*, 11: 1166120. DOI: 10.3389/fpubh.2023.1166120
- Ellingrud, K., Sanghvi, S., Dandona, G. S., Madgavkar, A., Chui, M., White, O. y Hasebe, P. 2023. *Generative AI and the future of work in America*. New York: McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/mgi/our-research/generative-ai-and-the-future-of-work-in-america/#/>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. y Rock, D. 2023. *GPTs are GPTs: an early look at the labor market impact potential of large language models*. arXiv:2303.10130v5. DOI: 10.48550/arXiv.2303.10130
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. y Rock, D. 2024. "GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs". *Science*, 384(6702), 1306-1308. DOI: 10.1126/science.adj0998
- Ernst, E., Merola, R. y Samaan, D. 2018. "The economics of artificial intelligence: Implications for the future of work". *ILO Future of work research paper series* (5). Geneva: International Labour Organization. https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---cabinet/documents/publication/wcms_647306.pdf
- Felten, E. W., Raj, M. y Seamans, R. 2018. "A method to link advances in Artificial Intelligence to occupational abilities". *AEA Papers and Proceedings*, 108: 54–57. DOI: 10.1257/pandp.20181021
- Felten, E., Raj, M. y Seamans, R. 2021. "Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses". *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195–2217. DOI: 10.1002/smj.3286
- Foro Económico Mundial [FEM]. 2023. *Jobs of tomorrow: Large Language Models and jobs*. Davos-Klosters, Suiza: World Economic Forum. <https://www.weforum.org/whitepapers/jobs-of-tomorrow-large-language-models-and-jobs/>
- Gmyrek, P., Berg, J. y Bescond, D. 2023. "Generative AI and jobs: a global analysis of potential effects on job quantity and quality". *ILO Working Paper* (96). Geneva: International Labour Organization. DOI: 10.54394/FHEM8239
- Gmyrek, P., Winkler, H. y Garganta, S. 2024. "Buffer or Bottleneck? Employment Exposure to Generative AI and the Digital Divide in Latin America", *ILO Working Paper* (121). Geneva, International Labour Organization. DOI: 10.54394/TFZY7681
- Hatzius, J., Briggs, J., Kodnani, D. y Pierdomenico, G. 2023. *The potentially large effects of Artificial Intelligence on economic growth (Briggs/Kodnani)*. New York: Goldman Sachs. https://www.ansa.it/documents/1680080409454_ert.pdf
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI]. 2020. *Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO) 2019*. Aguascalientes: INEGI.

- https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/702825198411.pdf
- INEGI. 2025. *Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), Población de 15 años y más de edad*. Tercer trimestre. Aguascalientes: INEGI.
<https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/#microdatos>
- Latorre, L., Muro, V., Rego, E., Gutierrez, M., Cerrato, I. y Zarate, J. D. 2024. *Tech report: artificial intelligence*. Washington, DC: International Development Bank. DOI: 10.18235/0013015
- Martinez N. y Terrazas-Santamaría D. 2025. "Who's at risk? Unequal ChatGPT exposure across the Mexican workforce". *SSRN*. DOI: 10.2139/ssrn.5678205
- Maslej, N., Fattorini, L., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ligett, K., Lyons, T., Manyika, J., Ngo, H., Niebles, J. C., Parli, V., Shoham, Y., Wald, R., Clark, J. y Perrault, R. 2023. *The AI Index 2023 Annual Report*. Stanford, CA: AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University.
<https://hai.stanford.edu/ai-index/2023-ai-index-report>
- Mejía-Trejo, J. 2025. *Inteligencia artificial y su repercusión en la educación superior*. México: Academia Mexicana de Investigación y Docencia en Innovación (AMIDI). DOI: 10.55965/abib.9786076984543
- Miao, F. y Holmes, W. 2024. *Guía para el uso de IA generativa en educación e investigación*. Paris: UNESCO.
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000389227>
- Naveed, H., Khan, A. U., Qiu, S., Saqib, M., Anwar, S., Usman, M., Akhtar, N., Barnes, N. y Mian, A. 2024. *A comprehensive overview of large language models*. ArXiv:2307.06435. DOI: 10.48550/arXiv.2307.06435
- OpenAI. 2022. *Presentamos ChatGPT*. San Francisco, CA: OpenAI. <https://openai.com/es-419/index/chatgpt/>
- OpenAI. 2023. *GPT-4*. OpenAI. <https://openai.com/es-419/index/gpt-4-research/>
- OpenAI. 2024. *Hola, GPT-4o*. OpenAI. <https://openai.com/es-419/index/hello-gpt-4o/>
- OpenAI. 2025a. *ChatGPT-5 [versión del 7 de agosto de 2025] [Gran Modelo de Lenguaje Multimodal]*. San Francisco, CA: OpenAI. <https://chat.openai.com/chat>
- OpenAI. 2025b. *Medición del rendimiento de nuestros modelos en tareas del mundo real*. San Francisco, CA: OpenAI. <https://openai.com/es-419/index/gdpval/>
- Organización Internacional del Trabajo [OIT]. 2023. *Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO)*. Ginebra: ILO. <https://ilostat.ilo.org/es/methods/concepts-and-definitions/classification-occupation/>
- Rahman, A., Mahir, S. H., Tashrif, M. T. A., Aishi, A. A., Karim, M. A., Kundu, D., Debnath, T., Moududi, M. A. A. y Eidmum, M. Z. A. 2025. *Comparative analysis based on DeepSeek, ChatGPT, and Google Gemini: features, techniques, performance, future prospects*. arXiv:2503.04783 DOI: 10.48550/arXiv.2503.04783
- Rodríguez Pérez, R. E. y Meza González, L. 2024. "Índice de riesgo laboral ante la automatización: estimación y análisis". *Economía: Teoría y Práctica*, (60):125–159. DOI: 10.24275/etypuam/ne/602024/Rodriguez
- Sufi, F. K. 2024. "A systematic review on the dimensions of open-source disaster intelligence using GPT". *Journal of Economy and Technology*, 2, 62-78. DOI: 10.1016/j.ject.2024.03.004
- Wang, J., Jiang, H., Liu, Y., Ma, C., Zhang, X., Pan, Y., Liu, M., Gu, P., Xia, S., Li, W., Zhang, Y., Wu, Z., Liu, Z., Zhong, T., Ge, B., Zhang, T., Qiang, N., Hu, X., Jiang, X., Zhang, X., Zhang, W., Shen, D., Liu, T. y Zhang, S. 2024. "A comprehensive review of multimodal large language models: performance and challenges across different tasks". *Journal of Latex Class Files*, 18(9). <https://arxiv.org/pdf/2408.01319v1>
- Wei, C., Wang, B., Kim, J., Liu, G. y Chen, N. F. 2024. *CoinMath: harnessing the power of coding instruction for math LLMs*. arXiv:2412.11699. DOI: 10.48550/ArXiv.2412.11699



Yenduri, G., Ramalingam, M., Chemmalar, S., Supriya, Y., Srivastava, G., Maddikunta, P., Deepti, R., Jhaveri, R., Prabadevi, B., Wang, W., Vasilakos, A. y Gadekallu, T. 2023. *Generative pre-trained transformer: a comprehensive review on enabling technologies, potential applications, emerging challenges, and future directions*. arXiv.2305.10435. DOI: 10.48550/arXiv.2305.10435