

# EXPOSICIÓN OCUPACIONAL DEL EMPLEO CHILENO A LA IA GENERATIVA

OCTUBRE 2026

Autor: Vicente Abrigo

## RESUMEN EJECUTIVO

- Este informe estima la exposición del empleo chileno al uso observado de inteligencia artificial generativa. Para ello combina conversaciones de Claude (Anthropic) clasificadas por tareas O\*NET con la estructura ocupacional de CASEN 2024. El emparejamiento cubre el 86,4% de las tareas y el 85,6% del uso clasificado.
- La exposición se concentra en el empleo profesional. Profesionales científicos e intelectuales alcanza el máximo del índice, seguido a distancia por Técnicos y profesionales de nivel medio, Directivos y gerentes, y Personal de apoyo administrativo. Dentro de Profesionales, los mayores niveles corresponden a Tecnologías de la información y Enseñanza.
- En Chile, el 43,5% del uso de Claude se clasifica como automatización y el 53,6% como complementariedad en febrero de 2026. Esto indica una presencia importante de interacciones donde el usuario participa mediante aprendizaje, iteración o validación.
- Entre los subgrupos profesionales, una mayor automatización -entendida como una mayor delegación de la tarea a Claude- se asocia con un menor éxito, medido como la proporción de tareas que el propio modelo considera completadas satisfactoriamente. Tecnologías de la información registra 51% de automatización y 66% de éxito, mientras que Salud alcanza 30% y 86%, respectivamente. Esta relación no se observa entre los grandes grupos ocupacionales.
- Los resultados apuntan a una transformación de tareas dentro de las ocupaciones. Una exposición elevada indica que ciertas funciones ya llegan a la IA generativa, pero no permite concluir que la ocupación completa será sustituida. La API 1P (API propia de Anthropic, que da acceso programático a Claude para integrarlo en aplicaciones y procesos) presenta una automatización mayor que Claude, lo que muestra que la integración del modelo en procesos organizacionales puede reducir la intervención directa del usuario.
- Este escenario favorece políticas de capacitación breves y vinculadas con tareas concretas. Las universidades también tendrán que revisar cómo enseñan y evalúan, mientras que empresas y trabajadores deberán definir responsabilidades claras de revisión y validación.

## I. INTRODUCCIÓN

Los avances recientes en inteligencia artificial generativa han reabierto la discusión sobre los avances tecnológicos y sus efectos en el empleo. Todavía no está claro cómo se producirá este ajuste. La experiencia histórica muestra que las nuevas tecnologías no alteran el mercado laboral siempre de la misma manera. En algunos casos reducen la demanda por determinadas ocupaciones y, en otros, modifican las tareas que realizan los trabajadores sin eliminar necesariamente sus puestos. Esta distinción es especialmente relevante para la IA generativa, cuyo efecto puede concentrarse en partes específicas del trabajo.

La literatura sobre automatización ha mostrado que el riesgo tecnológico no se entiende bien mirando solo ocupaciones completas. Una misma ocupación puede combinar tareas fácilmente automatizables con otras que requieren juicio experto, interacción humana o responsabilidad profesional. Por eso, después de trabajos como Frey y Osborne (2017), parte importante de la evidencia avanzó hacia enfoques basados en tareas.

En inteligencia artificial generativa, buena parte de los estudios recientes ha seguido una lógica de potencial tecnológico. Es decir, estiman qué tareas podrían acelerarse o transformarse dadas las capacidades actuales de los modelos. Para Chile, el informe de CENIA et al. (2024) es uno de los principales antecedentes: analiza las 100 ocupaciones más frecuentes del país, equivalentes a cerca del 62% de la fuerza laboral, y estima que 4,7 millones de trabajadores podrían acelerar al menos un 30% de sus tareas mediante IA generativa.

Este informe en lugar de partir desde lo que la IA podría hacer, observa qué tareas ya están siendo realizadas con IA generativa. Para ello utiliza el Anthropic Economic Index (AEI), desarrollado inicialmente por Handa et al. (2025) para clasificar conversaciones reales de Claude según tareas económicas de O\*NET. Las versiones posteriores del índice incorporan además indicadores de propósito, éxito y colaboración entre el usuario y el modelo.

La diferencia entre estos conceptos se visualiza con mayor claridad mediante un ejemplo: podría existir una tarea que sea técnicamente automatizable, pero que ésta, al mismo tiempo, no estuviera siendo adoptada por empresas, ocupaciones o rutinas laborales concretas.

El análisis combina los patrones de uso observados en el AEI con la estructura ocupacional de CASEN 2024. A partir de esa unión se construye un índice de exposición para el empleo chileno, se examina su relación con los ingresos, y se distingue entre usos con mayor nivel de automatización y usos donde la IA opera como apoyo al trabajo humano.

El análisis muestra una exposición fuertemente concentrada en el empleo profesional. El grupo de Profesionales científicos e intelectuales se ubica bastante por encima del resto de los grupos ocupacionales y, dentro de esa categoría, el mayor peso corresponde a Tecnologías de la información y Enseñanza. Las tareas observadas combinan distintos tipos de uso. Algunas se delegan con mayor autonomía al modelo, mientras que otras requieren interacción, revisión o validación del usuario. El informe utiliza esta evidencia para identificar dónde la IA generativa ya está entrando al trabajo y bajo qué formas de uso. La información disponible no permite estimar cuántos empleos podrían desaparecer.

El informe se organiza en cuatro partes. Primero, se presentan las fuentes de datos y la metodología utilizada para construir el índice. Luego, se describen los principales patrones de uso de Claude en Chile. La tercera parte examina la exposición de los distintos grupos ocupacionales y su relación con la automatización y la tasa de éxito. Por último, se presentan las principales conclusiones y sus implicancias para la capacitación laboral, las universidades y la incorporación de estas herramientas en las organizaciones.

## II. METODOLOGÍA

El análisis combina información del Anthropic Economic Index (AEI) y de CASEN 2024. El AEI utiliza conversaciones reales y anonimizadas de Claude para identificar las tareas que los usuarios realizan con el modelo y clasificarlas según su grado de automatización, complementariedad y éxito. El informe considera las versiones de agosto y noviembre de 2025 y febrero de 2026, aunque la medición ocupacional utiliza principalmente la versión de noviembre, que contiene la información más completa para este ejercicio (Anthropic, 2025, 2026a, 2026b).

Para relacionar estos usos con el mercado laboral chileno, las tareas del AEI se vinculan con O\*NET, una base que describe las tareas asociadas con distintas ocupaciones. Posteriormente, estas ocupaciones se homologan con la clasificación utilizada en CASEN. De esta manera, es posible observar en

qué grupos ocupacionales se concentran las tareas realizadas con Claude y comparar su exposición con los ingresos y la participación en el empleo en Chile.

El índice de exposición resume la frecuencia relativa con que las tareas asociadas con cada grupo ocupacional aparecen en el uso de Claude. Debido a que la información disponible para Chile contiene pocas tareas observables, el índice se construye con la frecuencia global de uso, mientras que los datos nacionales se utilizan para describir la evolución y las características generales del uso de Claude en el país. El grupo con mayor exposición recibe un valor de 100 y los demás se expresan en relación con ese máximo.

La automatización indica en qué medida el modelo ejecuta la tarea con menor intervención del usuario, mientras que la complementariedad reúne usos de aprendizaje, iteración y validación. La tasa de éxito corresponde a la evaluación que realiza el propio modelo sobre si logró completar la tarea solicitada. Estos indicadores describen el uso observado de Claude y no representan una estimación de la proporción de empleos o tareas que será sustituida. Los procedimientos de emparejamiento, las concordancias ocupacionales, la cobertura de los datos y las decisiones de agregación se presentan en el Anexo 1. La comparación con la API 1P, el canal que permite a empresas y desarrolladores integrar Claude directamente en aplicaciones y procesos, se utiliza como un ejercicio complementario y no interviene en la construcción del índice para Chile.

### III. ¿CÓMO USA CHILE LA IA GENERATIVA?

Antes de analizar ocupaciones, conviene mirar cómo se usa Claude en Chile. El AEI permite distinguir dos formas generales de colaboración entre usuario y modelo: automatización y complementariedad. En los usos de automatización, el usuario delega principalmente la ejecución de una tarea. En los usos de complementariedad, categoría que el AEI denomina “augmentation” o potenciación, el usuario mantiene una participación más activa mediante aprendizaje, iteración o validación del resultado.

En Chile, la distribución entre ambas formas de uso muestra un desplazamiento gradual hacia la complementariedad. La automatización pasa de 49,7% en agosto de 2025 a 44,7% en noviembre y 43,5% en febrero de 2026. La complementariedad, en cambio, aumenta desde 48,0% a 53,3% y luego a 53,6%. El porcentaje restante corresponde a conversaciones que el AEI no

clasifica como automatización ni como complementariedad. El patrón se parece al promedio global, pero Chile muestra una presencia algo mayor de usos complementarios.

La presencia de una tarea en Claude no implica por sí misma el reemplazo del trabajador. Sus efectos dependen de la naturaleza de la tarea y de la manera en que la herramienta se incorpora al proceso de trabajo. Esta distinción se relaciona con la propuesta de Acemoglu y Restrepo (2018), quienes separan el desplazamiento de tareas de los aumentos de productividad y la creación de nuevas funciones.

El propósito de uso entrega una segunda señal. Entre noviembre de 2025 y febrero de 2026, el uso académico de Claude en Chile cae de 24,1% a 4,9%. En el mismo período, el uso laboral aumenta de 42,9% a 50,0% y el personal, de 33,0% a 45,2%. La caída del uso académico es mucho más pronunciada que a nivel global, donde disminuye de 19,3% a 12,4%. Una explicación plausible es estacional, dado que febrero coincide con las vacaciones de verano y el cierre del año académico universitario en Chile.

Estos patrones iniciales muestran que el uso chileno de IA generativa no se reduce a automatizar tareas laborales. También aparece con fuerza como herramienta de apoyo, aprendizaje, revisión e interacción. Esa distinción es clave para interpretar la tabla siguiente: el índice de exposición muestra qué grupos están más cerca del uso observado de IA, pero las columnas de automatización, complementariedad y éxito ayudan a entender qué tipo de exposición enfrenta cada ocupación.

## IV. EXPOSICIÓN, AUTOMATIZACIÓN Y COMPLEMENTARIEDAD

La Tabla 1 reúne cinco variables para comparar los grupos ocupacionales: ingreso laboral mediano, participación en el empleo, exposición a IA generativa, tipo de uso y tasa de éxito de Claude. Estas variables permiten observar dónde se concentra la exposición, cómo se utiliza el modelo y con qué resultados.

Esta lectura conjunta es relevante porque la exposición, por sí sola, no permite saber si una ocupación enfrenta tareas más delegables, si la IA opera como apoyo al trabajo humano o si los resultados generados por el modelo alcanzan altos niveles de éxito.

El Panel A presenta los nueve grandes grupos ocupacionales de la CIUO-08 (Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones de 2008 de la Organización Internacional del Trabajo). El Panel B abre el grupo de Profesionales científicos e intelectuales en seis subgrupos, lo que permite examinar con mayor precisión dónde se concentra la exposición dentro del segmento más afectado. En ambos casos, el índice de exposición se construye con la versión v4 del AEI, correspondiente a noviembre de 2025, y se cruza con información de ocupados de CASEN 2024.

**Tabla 1: Exposición ocupacional, ingreso, participación en el empleo y tipo de uso de IA generativa**

***Panel A: Grandes grupos ocupacionales, CIUO-08 a 1 dígito***

| Grupo                 | Ingreso | % Ocupados | Exposición | Autom. / Compl. | Éxito |
|-----------------------|---------|------------|------------|-----------------|-------|
| Profesionales         | \$1,2M  | 20,1%      | 100,0      | 37% / 63%       | 74%   |
| Técnicos              | \$0,7M  | 11,3%      | 25,2       | 43% / 57%       | 73%   |
| Directivos            | \$1,7M  | 4,3%       | 20,6       | 43% / 57%       | 72%   |
| Administrativos       | \$0,6M  | 5,1%       | 19,3       | 51% / 49%       | 73%   |
| Servicios y ventas    | \$0,5M  | 20,4%      | 9,3        | 47% / 53%       | 78%   |
| Agricultura           | \$0,5M  | 2,8%       | 7,4        | 51% / 49%       | 69%   |
| Elementales           | \$0,5M  | 14,1%      | 4,8        | 57% / 43%       | 78%   |
| Oficiales y artesanos | \$0,5M  | 13,4%      | 2,6        | 55% / 45%       | 84%   |
| Operadores            | \$0,6M  | 8,7%       | 0,6        | 65% / 35%       | 77%   |

## Panel B: Subgrupos de Profesionales, CIUO-08 a 2 dígitos

| Subgrupo                             | Ingreso | % Profesionales | Exposición | Autom. / Compl. | Éxito |
|--------------------------------------|---------|-----------------|------------|-----------------|-------|
| Tecnologías de la información        | \$1,6M  | 6,5%            | 100,0      | 51% / 49%       | 66%   |
| Enseñanza                            | \$1,0M  | 22,8%           | 37,4       | 34% / 66%       | 75%   |
| Derecho, ciencias sociales y cultura | \$1,1M  | 15,9%           | 11,0       | 38% / 62%       | 73%   |
| Administración y negocios            | \$1,2M  | 15,9%           | 9,9        | 39% / 61%       | 69%   |
| Ciencias e ingeniería                | \$1,5M  | 20,8%           | 4,0        | 39% / 61%       | 71%   |
| Salud                                | \$1,3M  | 18,2%           | 2,2        | 30% / 70%       | 86%   |

Fuente: Elaboración propia a partir de CASEN 2024, Anthropic Economic Index (AEI) para Claude, O\*NET y concordanancias SOC-CIUO.

Nota: CASEN 2024 se utiliza para calcular el ingreso laboral mediano y la participación en el empleo. El índice de exposición corresponde al promedio de todas las ocupaciones SOC asignadas a cada grupo CIUO, incluidas aquellas sin tareas observadas, a las que se asigna una exposición igual a cero. El índice se normaliza por separado en cada panel, asignando 100 al grupo con mayor exposición; por ello, los valores de ambos paneles no son directamente comparables. Las tasas de automatización y éxito se calculan primero para cada ocupación SOC, ponderando sus tareas según su participación en el uso observado, y luego se promedian dentro de cada grupo CIUO entre las ocupaciones con uso observado. La complementariedad reúne los usos clasificados como iteración, aprendizaje y validación. Los datos de la API 1P no intervienen en esta tabla.

El primer resultado es la fuerte concentración de la exposición en el empleo profesional. Profesionales científicos e intelectuales alcanza el máximo de la escala, con 100 puntos, mientras que Técnicos y profesionales de nivel medio llega a 25,2. Le siguen Directivos y gerentes, con 20,6, y Personal de apoyo administrativo, con 19,3. Agricultura alcanza 7,4 puntos, mientras que Oficiales, operarios y artesanos y Operadores de instalaciones y maquinaria se ubican en la parte inferior de la distribución.

La comparación con ingresos y participación en el empleo confirma que la exposición no es un ranking salarial ni un reflejo mecánico del tamaño de cada grupo. Directivos y gerentes tienen el mayor ingreso mediano, con \$1,7 millones, pero su exposición llega a 20,6. Trabajadores de servicios y ventas representan el 20,4% de los Ocupados, una proporción similar a Profesionales, pero alcanzan solo 9,3 puntos. Esta diferencia es consistente con la composición de tareas de cada grupo.

Las formas de uso también varían entre ocupaciones. Profesionales, que corresponde al grupo con mayor nivel de exposición, alcanzando un índice normalizado de 100, registra 37% de automatización y 63% de complementariedad, lo que indica que buena parte de las interacciones mantiene al usuario involucrado mediante iteración, aprendizaje o validación. No obstante, los niveles de automatización presentados, es fundamental verlos en

conjunto al nivel de exposición, y un ejemplo claro de esto corresponde al analizar operadores de instalaciones y maquinaria que alcanza 65% de automatización, pero su exposición es de apenas 0,6 puntos. Algo similar ocurre, aunque en menor grado, con Ocupaciones elementales y Oficiales, Operarios y artesanos, cuyas exposiciones llegan a 4,8 y 2,6 puntos. En estos casos, las tasas describen la forma que adopta un volumen reducido de usos observados y no la proporción de todas las tareas de la ocupación que podría automatizarse. Por esta razón, se mantienen en la tabla y la figura, pero no se profundiza en su interpretación.

Dentro de Profesionales, la exposición se concentra especialmente en Tecnologías de la información (TI), que alcanza 100 puntos, y Enseñanza, con 37,4.

Al observar el tamaño de cada subgrupo, vemos que TI representa el 6,5% de los profesionales, mientras que Enseñanza concentra el 22,8%, lo cual es interesante, dado que, si bien TI corresponde al grupo con un mayor índice de exposición dada su cercanía a la IA, también representa una proporción relativamente baja de los profesionales. Respecto a los demás subgrupos, estos registran exposiciones iguales o inferiores a 11 puntos, lo cual se debe principalmente a la altísima exposición de TI, dado que el índice es una métrica que se crea en términos relativos a las otras profesiones.

El orden es similar al observado en el Anthropic Economic Index a nivel global, donde las tareas informáticas y matemáticas reúnen cerca de un tercio del uso de Claude y educación aparece como la segunda categoría más frecuente (Anthropic, 2026a). Esto resulta coherente con una tecnología que se incorpora con mayor facilidad en actividades realizadas en entornos digitales y cuyos insumos y resultados pueden expresarse mediante texto o código. El caso de Enseñanza permite profundizar en dos aspectos.

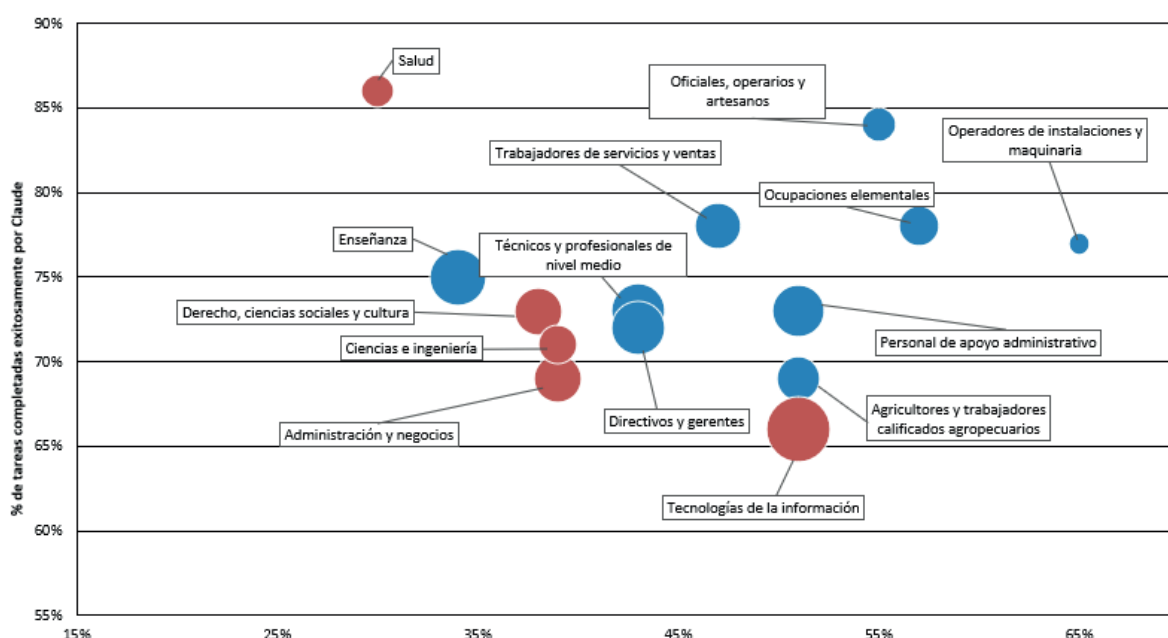
En primer lugar, si bien tiene una alta exposición, probablemente porque alumnos lo utilizan para que les expliquen lo no entendido, también hay que tener en consideración que eso es exclusivamente una de las tantas tareas de un profesor, es decir, existe una proporción relevante de sus tareas que la IA generativa no puede sustituir con facilidad, como la interacción con el alumno y el orden del aula, lo cual cobra mayor relevancia si pensamos en enseñanza primaria o secundaria. En segundo lugar, una segunda arista un poco menos relacionada con el mercado laboral como tal, pero sí con la formación de capital humano, es que, a pesar de lo mencionado, esto im-

plica nuevos desafíos para la enseñanza que ahondaremos más adelante. Es probable que los métodos más estandarizados sean insuficientes para enfrentar los nuevos desafíos que plantea la tecnología.

Al incorporar las tasas de automatización y éxito, aparecen otras diferencias relevantes entre los subgrupos profesionales. Tecnologías de la información combina el mayor nivel de exposición con 51% de automatización y una tasa de éxito de 66%, la menor entre los subgrupos profesionales. Salud registra 30% de automatización y 86% de éxito, pese a tener una exposición de apenas 2,2 puntos. Enseñanza ocupa una posición intermedia, con 34% de automatización y 75% de éxito. Al comparar los seis subgrupos profesionales, las mayores tasas de automatización tienden a coincidir con menores tasas de éxito.

La Figura 1 resume la relación entre automatización, éxito y exposición. Los grandes grupos ocupacionales se presentan en azul y los subgrupos profesionales, en rojo.

**Figura 1. Automatización, éxito y exposición relativa según grupo ocupacional**



Nota: Los grandes grupos ocupacionales se presentan en azul y los subgrupos profesionales, en rojo. El tamaño de cada burbuja representa  $\log_{10}(1 + \text{índice de exposición relativa})$ . Como el índice se normaliza por separado en cada nivel, los tamaños deben compararse solo dentro de cada serie. El grupo agregado de Profesionales científicos e intelectuales no se incluye como burbuja azul, porque sus seis subgrupos se muestran por separado.

El patrón de la Figura 1 cambia según el nivel de agregación. Entre los seis subgrupos profesionales se observa una correlación negativa entre automatización y éxito ( $r = -0,874$ ;  $n = 6$ ). En términos simples, los subgrupos con una mayor proporción de usos con mayor nivel de automatización tienden a registrar menores tasas de éxito. Entre los ocho grandes grupos ocupacionales ocurre lo contrario: la correlación es positiva, aunque imprecisa ( $r = 0,452$ ;  $n = 8$ ). La figura agregada, por tanto, no muestra una relación general entre ambas variables.

La relación negativa entre automatización y éxito no tiene una explicación evidente. Si los usuarios delegaran principalmente tareas rutinarias y bien delimitadas, cabría esperar que una mayor automatización estuviera acompañada de mejores resultados. También es posible que la automatización se concentre en solicitudes más extensas o que requieren más decisiones por parte del modelo, lo que podría reducir la probabilidad de completarlas correctamente. La correlación permite identificar el patrón, pero por sí sola no permite determinar cuál de estos mecanismos predomina.

A niveles más desagregados, el resultado es distinto. Entre las 2.077 tareas de Claude con información disponible, un punto porcentual adicional de automatización se asocia con una reducción de 0,394 puntos porcentuales en la tasa de éxito. La relación también es negativa al agregar las tareas por ocupación SOC. El cambio de signo aparece al reunir las ocupaciones en grandes grupos CIUO, lo que muestra que la composición de cada categoría influye en el resultado observado.

El patrón observado puede estar relacionado con la forma de interacción. Las conversaciones clasificadas como complementarias permiten al usuario precisar la solicitud, revisar resultados intermedios y corregir el rumbo. Como la forma de colaboración y el éxito se estiman a partir de la misma conversación, las interacciones iterativas también tienen más oportunidades de corregirse antes de que se evalúe el resultado. Otra posibilidad es que los usuarios deleguen solicitudes más extensas cuando adquieren mayor confianza en la herramienta. La base no permite medir directamente ese alcance, por lo que ambas explicaciones deben entenderse como hipótesis.

Para hacer más concreta esta diferencia, el Anexo 2 presenta dos tareas de cada subgrupo profesional, una ubicada entre las tareas con menor éxito y otra entre aquellas con mayor éxito. La tabla muestra sus tasas de automatización y éxito, junto con el número de evaluaciones disponibles.

Algunos estudios de exposición tecnológica han planteado escenarios de automatización elevada para ocupaciones intensivas en información y procesamiento de datos. Los patrones observados en este informe muestran un proceso más gradual. La IA puede asumir determinadas tareas, pero las ocupaciones reúnen funciones con distintos grados de automatización, complementariedad e intervención humana. La exposición de una tarea, por lo tanto, no se traduce mecánicamente en la sustitución de una ocupación completa.

Los ejercicios realizados a nivel de tarea incorporan estimaciones de educación requerida, tiempo humano, autonomía y presencia de múltiples tareas. Al incluir estas variables, el coeficiente asociado con la automatización pasa de  $-0,394$  a  $-0,359$  puntos porcentuales. La relación cambia poco, pero este ejercicio no permite identificar su causa. La autonomía mide cuánto margen de decisión recibe Claude. Tanto esta medida como las estimaciones de educación, tiempo humano y presencia de múltiples tareas son generadas por los clasificadores del AEI y no corresponden a mediciones directas de la complejidad de cada solicitud.

## V. CONCLUSIONES E IMPLICANCIAS DE POLÍTICA

Los resultados muestran que el uso observado de IA generativa se encuentra fuertemente concentrado en el empleo profesional, aunque con diferencias importantes entre sus subgrupos. Tecnologías de la información y Enseñanza presentan los mayores niveles de exposición, mientras que otras áreas profesionales registran valores considerablemente menores. Esta concentración permite identificar dónde la IA ya está entrando al trabajo, pero no implica que las ocupaciones más expuestas vayan a desaparecer ni que todas sus tareas puedan automatizarse. También debe considerarse la participación de cada grupo en la fuerza laboral.

Los resultados apuntan a una transformación concentrada principalmente en tareas. Una misma ocupación combina actividades que pueden delegarse al modelo, otras en las que la IA funciona como apoyo y otras que continúan requiriendo conocimiento especializado, interacción humana o responsabilidad profesional. Por ello, la exposición ocupacional puede ser elevada sin que exista una sustitución equivalente del trabajador.

La experiencia de la informatización de la contabilidad ofrece un antecedente ilustrativo. La introducción de computadores y programas contables permitió automatizar tareas rutinarias, como el registro de transacciones, la conciliación de cuentas y la elaboración de tablas, pero las funciones restantes se desplazaron hacia actividades de análisis, resolución de problemas y toma de decisiones que exigían mayores conocimientos. El empleo de auxiliares contables se redujo en términos relativos, pero las tareas que permanecieron se volvieron más especializadas y mejor remuneradas (Autor y Thompson, 2025).

Este antecedente no implica que la IA generativa producirá necesariamente el mismo resultado, pero muestra que la automatización de una parte de las tareas no conduce de manera automática a la desaparición de una ocupación. En muchos casos, el ajuste puede producirse mediante una reorganización de las funciones dentro de la propia profesión, aumentando la importancia de las actividades analíticas, interpersonales o de supervisión que complementan a la tecnología.

La comparación con la API 1P muestra diferencias importantes entre ambos canales. En la base de tareas utilizada en este informe, la automatización alcanza 85,0% en la API y 47,0% en Claude, mientras que las tasas de éxito llegan a 48,0% y 67,8%, respectivamente. A nivel de tarea, la asociación negativa entre automatización y éxito se observa en Claude, pero no aparece con claridad en la API. Estas diferencias son consistentes con la forma de uso de cada canal. Claude registra conversaciones que pueden incluir varios intercambios con el usuario, mientras que los datos de la API se analizan como pares individuales de solicitud y respuesta.

Desde la política pública, este escenario vuelve especialmente relevante la capacitación laboral. Si buena parte del ajuste ocurre dentro de las ocupaciones, no todos los trabajadores necesitarán abandonar su profesión y comenzar desde cero en una actividad distinta. En muchos casos, podrían ser más útiles programas breves y vinculados con tareas concretas, orientados a aprender a utilizar estas herramientas, revisar sus resultados e incorporarlas al trabajo habitual.

Talento Digital ofrece una experiencia chilena relevante en este ámbito, aunque su foco ha estado principalmente en la formación para perfiles digitales. La evaluación de impacto encargada por la Dirección de Presupuestos del Ministerio de Hacienda (DIPRES) encontró que la preselección al progra-

ma tuvo efectos positivos, a los seis meses de iniciado el curso, tanto en la probabilidad de obtener un contrato formal como en los ingresos formales (Neilson, Egaña y Humphries, 2024). Sus resultados respaldan la utilidad de programas conectados con habilidades demandadas por el mercado laboral. La reconversión hacia otras actividades seguirá siendo necesaria cuando desaparezca una parte importante de las funciones, pero la exposición a la IA, por sí sola, no permite concluir que todos los trabajadores necesitarán ese tipo de cambio.

Respecto a la formación de capital humano, las universidades enfrentan un desafío algo distinto. Además de incorporar competencias de IA en las carreras, tendrán que revisar la forma en que enseñan y evalúan. Un trabajo preparado fuera de la sala entrega cada vez menos información sobre cuánto comprendió el estudiante y cuánto fue resuelto por una herramienta. Parece razonable complementar los formatos habituales con instancias donde el razonamiento pueda observarse de manera más directa, como ejercicios de escritura en aula, exposiciones orales con preguntas, defensas breves de los trabajos o evaluaciones que consideren el proceso seguido para llegar a una respuesta.

Finalmente, parte de la responsabilidad recae en las organizaciones y en los propios usuarios. Utilizar IA no puede reducirse a un intercambio mecánico de instrucciones y respuestas, una suerte de “pingpono” en que el resultado generado se acepta y transmite sin revisión. La productividad potencial de estas herramientas depende de que existan criterios de validación, responsabilidades claramente asignadas y personas capaces de reconocer cuándo una respuesta es insuficiente o incorrecta.

La IA puede aumentar la productividad y liberar tiempo para actividades de mayor valor. Sin capacitación, supervisión ni criterios claros de uso, su incorporación también puede multiplicar errores, debilitar aprendizajes o dejar ciertas decisiones en manos de sistemas que carecen de parte del contexto. Por eso, su incorporación al trabajo exige definir quién revisa los resultados y quién responde por las decisiones tomadas con su apoyo.

## BIBLIOGRAFÍA

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial intelligence, automation, and work. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 197-236). University of Chicago Press.

Anthropic. (2025). Anthropic Economic Index report: Uneven geographic and enterprise AI adoption.

<https://www.anthropic.com/research/anthropic-economic-index-september-2025-report>

Anthropic. (2026a). Anthropic Economic Index report: Economic primitives.

<https://www.anthropic.com/research/economic-index-primitives>

Anthropic. (2026b). Anthropic Economic Index report: Learning curves.

<https://www.anthropic.com/research/economic-index-march-2026-report>

Autor, D., & Thompson, N. (2025). Expertise. *Journal of the European Economic Association*, 23(4), 1203-1271.

Centro Nacional de Inteligencia Artificial, Futuro del Trabajo SOFOFA Capital Humano, Ministerio del Trabajo y Previsión Social, y Servicio Nacional de Capacitación y Empleo. (2024). Inteligencia artificial generativa: Oportunidades para el futuro del trabajo. Un estudio sobre Chile. <https://futurodeltrabajo.cenia.cl/>

Frey, C. B., y Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>

Handa, K., Tamkin, A., McCain, M., Huang, S., Durmus, E., Heck, S., Mueller, J., Hong, J., Ritchie, S., Belonax, T., Troy, K. K., Amodei, D., Kaplan, J., Clark, J., y Ganguli, D. (2025). Which economic tasks are performed with AI? Evidence from millions of Claude conversations. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.04761>

Ministerio de Desarrollo Social y Familia. (2024). Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional 2024 [Base de datos]. Observatorio Social. <https://observatorio.ministeriodesarrollosocial.gob.cl/encuesta-casen-2024>

National Center for O\*NET Development. (2024). O\*NET Database 29.0 [Base de datos]. U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration. [https://www.onetcenter.org/db\\_releases.html](https://www.onetcenter.org/db_releases.html)

Neilson, C., Egaña, P., y Humphries, J. E. (2024). Evaluación de impacto del Programa Talento Digital para Chile. Dirección de Presupuestos, Ministerio de Hacienda. [https://www.dipres.gob.cl/597/articles-341574\\_informe\\_final.pdf](https://www.dipres.gob.cl/597/articles-341574_informe_final.pdf)

U.S. Bureau of Labor Statistics. (2012). Crosswalk between the 2008 International Standard Classification of Occupations and the 2010 Standard Occupational Classification [Base de datos]. <https://www.bls.gov/soc/soccrosswalks.htm>

U.S. Bureau of Labor Statistics. (2017). Crosswalk from the 2010 Standard Occupational Classification to the 2018 Standard Occupational Classification [Base de datos]. <https://www.bls.gov/soc/2018/crosswalks.htm>

## ANEXO 1. DETALLE METODOLÓGICO, COBERTURA DEL EMPAREJAMIENTO Y OCUPACIONES SIN TAREAS OBSERVADAS

### Fuentes y universo de análisis

El Anthropic Economic Index (AEI) entrega información sobre las tareas observadas en conversaciones reales de Claude, su frecuencia de uso, la forma de interacción entre el usuario y el modelo y la tasa de éxito registrada. El informe considera las versiones de agosto de 2025, noviembre de 2025 y febrero de 2026 (Anthropic, 2025, 2026a, 2026b). La construcción del índice ocupacional utiliza la versión de noviembre de 2025, que contiene el conjunto más completo de variables requeridas para el análisis.

CASEN 2024 se utiliza para caracterizar la estructura ocupacional chilena. Las participaciones en el empleo se calculan entre las personas ocupadas con una ocupación identificable y utilizando el factor de expansión de la encuesta. Las estadísticas de ingresos consideran a quienes cuentan con información válida en esta variable. El análisis abarca los grandes grupos 1 a 9 de la CIUO-08 y excluye el grupo 0, correspondiente a Fuerzas Armadas.

### Construcción del índice de exposición

El procedimiento se desarrolla en cuatro etapas. Primero, se calcula la frecuencia con que cada tarea de O\*NET aparece en el uso global de Claude. Se utiliza la información global porque los umbrales de privacidad del AEI dejan pocas tareas observables para Chile. Por esta razón, los datos nacionales permiten describir patrones generales de uso, pero no construir un índice ocupacional suficientemente estable.

Segundo, las tareas del AEI se vinculan con O\*NET mediante su texto normalizado. Cuando no existe una coincidencia exacta, se admite una correspondencia por prefijo solo si este identifica una única tarea tanto en el AEI como en O\*NET. Esta condición reduce el riesgo de vincular tareas diferentes que comienzan con expresiones similares. El procedimiento permitió emparejar 2.736 de las 3.168 tareas observadas en el AEI, equivalentes al 86,4% de las tareas y al 85,6% del uso clasificado. La Tabla A1 presenta el detalle de esta cobertura.

**Tabla A1. Cobertura del emparejamiento entre tareas del AEI y O\*NET**

| Dimensión | Resultado                                          | Valor         |
|-----------|----------------------------------------------------|---------------|
| Tareas    | Tareas observadas en el AEI                        | 3.168         |
| Tareas    | Emparejamiento exacto                              | 2.637 (83,2%) |
| Tareas    | Emparejamiento mediante prefijo único              | 99 (3,1%)     |
| Tareas    | Total de tareas emparejadas                        | 2.736 (86,4%) |
| Tareas    | Tareas sin correspondencia en O*NET                | 432 (13,6%)   |
| Uso       | Uso total representado por las tareas clasificadas | 93,5%         |
| Uso       | Uso total representado por las tareas emparejadas  | 80,1%         |
| Uso       | Cobertura del uso clasificado                      | 85,6%         |

Fuente: elaboración propia a partir del Anthropic Economic Index de noviembre de 2025 y O\*NET.

Nota: la cobertura por tareas corresponde a la proporción de las 3.168 tareas observadas en el AEI que pudo vincularse con O\*NET y posteriormente con CIUO-08. Las 2.736 tareas emparejadas con O\*NET también pudieron vincularse con CIUO-08, por lo que no se produjeron pérdidas adicionales en esa etapa. La cobertura del uso clasificado, equivalente a 85,6%, se obtiene dividiendo la participación correspondiente a las tareas emparejadas por la participación, representada por el conjunto de tareas clasificadas. El cálculo utiliza los valores sin redondear, 80,0568% y 93,5144%, respectivamente.

Tercero, los códigos ocupacionales de O\*NET, expresados en SOC-2018, se convierten a SOC-2010 mediante la concordancia del U.S. Bureau of Labor Statistics (2017) y posteriormente a CIUO-08 mediante la concordancia del U.S. Bureau of Labor Statistics (2012). Las 2.736 tareas emparejadas con O\*NET también pudieron vincularse con CIUO-08, por lo que esta etapa no produjo pérdidas adicionales.

La exposición se calcula primero para cada ocupación SOC y luego se promedia dentro de los grupos CIUO. El universo contiene 797 ocupaciones O\*NET convertibles a CIUO-08. De ellas, 572 registran al menos una tarea observada en el AEI, mientras que las 225 restantes reciben una exposición igual a cero. Este valor representa la ausencia de tareas observadas en la base y no implica que la IA generativa sea técnicamente inaplicable en esas ocupaciones. La Tabla A2 presenta la distribución de ambos grupos.

**Tabla A2. Ocupaciones SOC según presencia de tareas observadas en el AEI**

| Situación                                   | Número de ocupaciones | Porcentaje |
|---------------------------------------------|-----------------------|------------|
| Con tareas observadas y exposición positiva | 572                   | 71,8%      |
| Sin tareas observadas y con exposición cero | 225                   | 28,2%      |
| Total de ocupaciones SOC convertibles       | 797                   | 100,0%     |

Fuente: elaboración propia a partir del Anthropic Economic Index de noviembre de 2025, O\*NET y concordancias SOC-CIUO.

Nota: se asigna exposición cero a las ocupaciones SOC que pueden convertirse a CIUO-08, pero para las cuales no se observa ninguna tarea emparejada en el AEI. Este valor indica ausencia de uso observado en la base y no una imposibilidad técnica de utilizar IA generativa en esas ocupaciones.

Cuarto, las tasas de automatización y éxito se calculan para cada ocupación SOC, ponderando sus tareas según su participación en el uso observado. La tasa de éxito corresponde a la evaluación realizada por un clasificador de Claude acerca de si la conversación completó satisfactoriamente la tarea. Por tanto, se trata de una evaluación efectuada por el propio modelo y no de una validación externa del resultado (Anthropic, 2026a).

Los resultados por ocupación SOC se agregan posteriormente a los grupos CIUO. El índice de exposición se normaliza por separado en cada nivel de agregación. En el Panel A, Profesionales científicos e intelectuales recibe el valor 100, mientras que en el Panel B el máximo corresponde a Tecnologías de la información. Los valores de exposición deben compararse dentro de cada panel.

## Alcance y limitaciones

El uso de O\*NET supone que las tareas definidas para las ocupaciones de Estados Unidos son razonablemente comparables con las realizadas en las ocupaciones equivalentes en Chile. Las concordancias permiten homologar los códigos ocupacionales, pero no recogen posibles diferencias entre ambos países en el contenido de las tareas, la organización del trabajo o el grado de incorporación tecnológica.

El índice mide la exposición relativa al uso observado de Claude. La información disponible no permite ponderar las tareas según el tiempo que ocupan dentro de una profesión ni según su frecuencia efectiva en el trabajo. En consecuencia, el indicador describe cómo se concentra actualmente el uso

de Claude entre tareas y ocupaciones y no estima la proporción del empleo que será sustituida.

## **Comparación con la API 1P**

Como ejercicio complementario, se compara la relación entre automatización y éxito observada en Claude con la correspondiente a la API de primera parte de Anthropic en noviembre de 2025. La comparación se realiza a nivel global y de tarea. Estos resultados permiten examinar diferencias entre el uso conversacional y la integración de Claude en aplicaciones y procesos, pero no intervienen en la construcción del índice ocupacional para Chile ni en los resultados basados en CASEN.

## **Anexo 2. Ejemplos de tareas con menor y mayor tasa de éxito**

La Tabla A3 muestra ejemplos de la variación que existe dentro de los subgrupos profesionales. Para cada subgrupo se seleccionó una tarea ubicada en el cuartil inferior de éxito y otra en el cuartil superior.

**Tabla A3. Ejemplos de tareas con menor y mayor éxito por subgrupo profesional**

| Subgrupo profesional                 | Tramo de éxito | Ejemplo de tarea                                                                                             | Automatización | Éxito de Claude | Evaluaciones de éxito |
|--------------------------------------|----------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------|-----------------|-----------------------|
| Tecnologías de la información        | Menor éxito    | Modificar software para corregir errores, adaptarlo a nuevo hardware o mejorar su rendimiento.               | 74,1%          | 53,1%           | 59.739                |
| Tecnologías de la información        | Mayor éxito    | Leer manuales e informes técnicos para desarrollar programas acordes con las necesidades de los usuarios.    | 13,1%          | 74,7%           | 4.701                 |
| Enseñanza                            | Menor éxito    | Desarrollar materiales de enseñanza o capacitación, como guías, materiales de estudio o pruebas.             | 47,7%          | 66,5%           | 3.211                 |
| Enseñanza                            | Mayor éxito    | Preparar e impartir clases universitarias sobre idiomas y sus contextos culturales.                          | 34,2%          | 91,4%           | 5.522                 |
| Derecho, ciencias sociales y cultura | Menor éxito    | Interpretar y analizar políticas, asuntos públicos, legislación u operaciones de gobiernos y organizaciones. | 31,7%          | 53,4%           | 506                   |
| Derecho, ciencias sociales y cultura | Mayor éxito    | Leer documentos legales, obras científicas o noticias y reescribirlos en otros idiomas.                      | 64,5%          | 87,5%           | 4.520                 |

|                           |             |                                                                                                                    |       |       |       |
|---------------------------|-------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|-------|-------|
| Administración y negocios | Menor éxito | Recopilar y analizar datos sobre clientes, preferencias y hábitos de compra para identificar mercados potenciales. | 49,4% | 44,7% | 702   |
| Administración y negocios | Mayor éxito | Preparar o editar publicaciones organizacionales para públicos internos o externos.                                | 29,4% | 84,7% | 2.147 |
| Ciencias e ingeniería     | Menor éxito | Localizar y revisar artículos de investigación o informes ambientales, históricos o técnicos.                      | 36,6% | 26,3% | 805   |
| Ciencias e ingeniería     | Mayor éxito | Analizar compuestos orgánicos o inorgánicos para determinar sus propiedades, composición, estructura o reacciones. | 35,4% | 75,3% | 1.670 |
| Salud                     | Menor éxito | Identificar y responder a emergencias de salud física o mental.                                                    | 46,4% | 38,9% | 324   |
| Salud                     | Mayor éxito | Educar a pacientes sobre diagnósticos, pronósticos o tratamientos.                                                 | 10,3% | 91,2% | 684   |

Fuente: elaboración propia a partir del Anthropic Economic Index de noviembre de 2025, O\*NET y concordancias SOC-CIUO.

Nota: se consideran tareas asociadas a un único subgrupo profesional entre los seis analizados y que cuentan con al menos 100 evaluaciones de éxito. “Menor éxito” corresponde a tareas ubicadas en el cuartil inferior de cada subgrupo y “Mayor éxito” a tareas ubicadas en el cuartil superior. Los ejemplos son ilustrativos y no representan necesariamente los valores mínimos y máximos de cada subgrupo. Las tasas corresponden al uso global observado en Claude. Las descripciones fueron traducidas al español a partir de O\*NET.



 @ippunab

 @ippunab

 Instituto UNAB de Políticas Públicas

 Instituto UNAB de Políticas Públicas

 <https://ipp.unab.cl/>