



Índice de Ciudadanía Digital 2026

Usos y percepciones de la Inteligencia Artificial

Índice de Ciudadanía Digital 2026. Usos y percepciones de la Inteligencia Artificial

© 2026 Fundación País Digital

Licencia

Esta obra está licenciada bajo una Licencia Creative Commons Atribución-No Comercial 4.0 Internacional (CC BY-NC 4.0).

Usted es libre de copiar, distribuir, adaptar y comunicar públicamente esta obra, siempre que reconozca la autoría, no haga uso comercial de ella y no aplique restricciones adicionales.

Cita sugerida

Fundación País Digital (2026). *Índice de Ciudadanía Digital 2026. Usos y percepciones de la Inteligencia Artificial*. Santiago: Fundación País Digital.

Fuentes de datos

Este informe utiliza datos recopilados y analizados por el Centro de Estudios de País Digital entre diciembre de 2025 y julio de 2026.

Los resultados, interpretaciones y conclusiones presentados en este documento son de exclusiva responsabilidad de los autores.

Contacto

Fundación País Digital
Santiago, Chile
www.paisdigital.org
fundacion@paisdigital.org

Autores:

Tomás Leal Elgueda
Daniel Venegas Cerda

Septiembre 2026, Santiago de Chile

Tabla de contenido

Resumen ejecutivo.....	5
<i>Contexto y objetivo del estudio.....</i>	<i>5</i>
<i>Resultados generales: nivel y tipo de adopción.....</i>	<i>5</i>
<i>Brechas de uso: de qué están hechas.....</i>	<i>5</i>
<i>Percepciones sobre la IA.....</i>	<i>6</i>
<i>Segmentación transversal: el hallazgo metodológico central.....</i>	<i>6</i>
<i>Módulo de pequeña empresa.....</i>	<i>6</i>
<i>Módulo de empleabilidad.....</i>	<i>7</i>
<i>Cómo se articulan los resultados generales y los módulos.....</i>	<i>7</i>
<i>Implicancias para el diseño de intervenciones.....</i>	<i>7</i>
<i>Conclusiones y agenda pendiente.....</i>	<i>8</i>
Introducción.....	9
La inteligencia artificial y su momento actual en la sociedad	10
<i>Usos y percepciones de la inteligencia artificial generativa.....</i>	<i>11</i>
Metodología	12
<i>Instrumento principal.....</i>	<i>12</i>
<i>Módulos de profundización en pequeña empresa y empleabilidad.....</i>	<i>12</i>
Composición de las muestras	13
Homologación de la variable de situación laboral.....	13
<i>Estrategia analítica</i>	<i>14</i>
Resultados.....	15
<i>Caracterización de la muestra</i>	<i>15</i>
<i>Uso de dispositivos.....</i>	<i>16</i>
<i>Uso de LLM.....</i>	<i>20</i>
<i>Uso de IA audiovisual</i>	<i>24</i>
<i>Uso de IA agéntica.....</i>	<i>28</i>
<i>Percepciones sobre la IA</i>	<i>31</i>
<i>Perfiles de usuarios de IA en Chile</i>	<i>33</i>
Profundización en pequeña empresa y empleabilidad	35
<i>Módulo 1. Pequeñas y medianas empresas.....</i>	<i>35</i>
La carga operativa tiene varias aristas.....	36
La ayuda circula por canales informales.....	36
La principal barrera excede el alcance de lo digital	37
De la disposición a la intensidad	38
Un segmento sin carga operativa declarada	40
Diferencias por rango etario en el diagnóstico del negocio.....	41
El canal de ayuda según grupo socioeconómico	42

<i>Cuatro perfiles de pyme</i>	43
Modulo 2. La búsqueda de empleo y mejoras a la empleabilidad	45
<i>Barreras difusas y distribución bimodal</i>	45
<i>La naturaleza de la barrera cambia con nivel socioeconómico</i>	46
<i>El interés en los formatos móviles se vincula a necesidades activas</i>	50
<i>Cuatro perfiles de personas que buscan mejorar su empleabilidad</i>	51
<i>La situación laboral agrupada como variable de lectura</i>	53
Distribución de la situación laboral en ambos módulos	53
¿Qué permite describir la situación laboral agrupada? Módulo de pequeña empresa	53
¿Qué permite describir la situación laboral agrupada? Módulo empleabilidad	55
¿Cómo se articulan los resultados generales y los de profundización?	56
Implicancias para el diseño de intervenciones	57
<i>Pymes</i>	57
<i>Empleabilidad</i>	58
Conclusiones	58
Bibliografía	61

Resumen ejecutivo

Contexto y objetivo del estudio

En 2024 Fundación País Digital midió por primera vez el uso de IA en Chile y encontró que un 30% de la población la utilizaba. La nueva aplicación, realizada en diciembre de 2025, ya no busca establecer si la población usa estos servicios (es un hecho que lo hace), sino describir cómo y para qué los usa, qué tipos de IA se utilizan más y menos, y qué distingue a quienes adoptan estas herramientas de quienes no lo hacen. Se estudiaron tres categorías de IA generativa: modelos de lenguaje (LLM, como ChatGPT o Gemini), IA audiovisual (imagen, video, música) e IA agéntica (asistentes con capacidad de interactuar de forma autónoma con archivos y aplicaciones).

Al instrumento principal se sumaron dos módulos de profundización aplicados a submuestras específicas: uno respondido por 368 propietarios de pequeñas y medianas empresas, y otro por 503 personas en búsqueda de empleo o mejora de empleabilidad. Su propósito es examinar condiciones de adopción que la medición general permite intuir, pero no explicar.

Resultados generales: nivel y tipo de adopción

El uso de servicios de IA generativa se duplicó en año y medio: de 30% a al menos 60% considerando chatbots, con un 39% de uso semanal. El uso principal declarado es la búsqueda de información general (68,7%), lo que sugiere que los chatbots están empezando a reemplazar a los buscadores tradicionales, tendencia reforzada por la incorporación no opcional de IA en los resultados de búsqueda de Google. Le siguen los fines laborales (41,9%), proyectos personales (38,9%) y estudio (30,9%). Dos datos llaman la atención por su carga de riesgo: 19,6% declara pedir consejos médicos y 13,7% consejos legales a estos sistemas, sin que exista garantía sobre la confiabilidad de esa información. Un 9% los usa para conversar sobre su vida o sus problemas, proporción que sube a 14,3% entre los jóvenes.

La IA audiovisual la usa un 43,1% de la población, principalmente para generar imágenes (49,3%) por sobre video (34,3%) o música (21,6%). A diferencia de los LLM, aquí el uso principal es la diversión (47,5%), apenas por sobre el trabajo (43,7%). La razón más común para no usarla es el desinterés (51,5%), seguida de no saber cómo (33,2%).

La IA agéntica es, con diferencia, la menos difundida: 60,2% nunca la ha usado y 19,7% la ha probado sin incorporarla a su rutina. Solo 20,1% la usa al menos ocasionalmente. Es también la única de las tres tecnologías donde el desconocimiento (35,7% no sabe cómo usarla, 22,1% ni siquiera sabía que existía) supera al desinterés (35,1%) como razón de no uso, lo que indica que todavía es una tecnología poco comprendida en el país.

Brechas de uso: de qué están hechas

El dato metodológicamente más relevante del estudio es que las brechas de adopción por edad, nivel socioeconómico y género no son principalmente de acceso, sino de disposición y autopercepción de competencia. Solo 37,7% de las personas mayores y 49,8% del segmento socioeconómico D+E usan chatbots, pese a que el acceso a internet en Chile es casi universal. En el módulo de empleabilidad, las barreras materiales (falta de equipo o conexión) no superan el 4%, mientras dominan la falta de tiempo (31%-39% en todos los estratos, de forma transversal) y la falta de conocimientos y confianza, estas dos últimas concentradas claramente en los grupos socioeconómicos más bajos.

La brecha de género sigue el mismo patrón: 63,5% de los hombres usa chatbots frente a 57,4% de las mujeres. El módulo de empleabilidad precisa que las mujeres declaran falta de confianza en una proporción casi el doble que los hombres (12,9% frente a 6,9%), mientras que la falta de tiempo es prácticamente idéntica entre

ambos sexos (35,3% y 35,9%). Es decir, la diferencia se explica por autopercepción de competencia, no por restricción de tiempo objetiva.

Percepciones sobre la IA

Las actitudes son ambivalentes más que polarizadas. Un 59,3% considera la IA el avance tecnológico más importante del siglo y 53,3% está entusiasmado por su desarrollo futuro. Al mismo tiempo, 51,5% cree que ese desarrollo está teniendo efectos negativos sobre la sociedad y 36,9% la considera una amenaza para la humanidad (frente a 28,5% en desacuerdo con esa afirmación). Los hombres y los niveles socioeconómicos más altos muestran actitudes más positivas. El documento trata estas posturas como dos índices independientes (positivo y negativo) en lugar de un solo continuo, porque una misma persona puede sostener ambas a la vez.

Segmentación transversal: el hallazgo metodológico central

Los tres instrumentos (medición general y ambos módulos) coinciden en algo que ninguno anticipaba por separado: la variable que mejor ordena los datos no es sociodemográfica, sino declarativa, es decir, distinguir entre quienes declaran una necesidad concreta y quienes no. En la medición general, el 51,06% de los usuarios tiene uso bajo y solo 10,93% uso intenso. En los módulos de profundización, la disposición e interés declarados rondan o superan el 90%, una distancia marcada respecto del uso poco intensivo observado en la medición general. El documento interpreta esa alta disposición declarada como un piso de aceptación, no como una estimación real de demanda, y propone pilotos que midan conducta efectiva (no solo declaración) en los segmentos de mayor necesidad activa.

Módulo de pequeña empresa

La barrera principal para adoptar herramientas digitales no es el desconocimiento ni la desconfianza (solo 7,6% la menciona), sino una restricción de capital declarada por 60,3% de los propietarios. La ayuda circula mayoritariamente por canales informales: 51,4% recurre primero a familia o amigos, y solo 4,3% a SERCOTEC u otra institución pública. Esta dependencia de la red familiar es más marcada en el segmento D+E (68,2%) que en ABC1 (42,9%), mientras el uso de canales institucionales es prácticamente inexistente en el primer grupo.

Un análisis de conglomerados identificó cuatro perfiles de tamaño comparable:

- **Perfil A:** hombres, composición socioeconómica alta, negocios en crecimiento limitados por capital y clientes, mayor disposición horaria (55,1% dedicaría dos horas semanales o más).
- **Perfil B:** mayoritariamente mujeres, educación media, segmento D+E, trabajos informales; concentra la mayor restricción de capital declarada (76,3%) y el menor contacto con canales formales (5,2%). Es el segmento de mayor necesidad y menor acceso institucional a la vez, el más prioritario y el más difícil de alcanzar.
- **Perfil C:** mujeres con formación técnica o universitaria, cuya carga operativa se concentra en publicidad; mayor contacto con canales formales (22,1%) y buen calce con oferta de marketing digital breve.
- **Perfil D** (14,9% de la muestra): el único grupo que no declara restricción de capital ni de clientes; su barrera es la falta de tiempo o la ausencia de barreras, concentra personas mayores de 61 años y la mayor tasa de rechazo a invertir tiempo en aprendizaje (15,9%, cinco veces el promedio de los otros grupos). No se trata de personas con dificultades de adopción, sino de personas que no declaran un problema que resolver.

También hay diferencias claras por edad: los propietarios de mayor edad operan negocios de menor intensidad, centrados en atención directa a clientes, mientras los de 31 a 40 años están en fase de crecimiento con la publicidad como tarea principal. La falta de capital es más aguda entre 41 y 60 años (hasta 68%).

Módulo de empleabilidad

A diferencia del módulo de pymes, aquí no hay una barrera dominante: falta de tiempo (35,6%) y "nada me frena" (32,4%) concentran dos tercios de las respuestas, mientras las barreras materiales son marginales (3,2%). La naturaleza de la barrera cambia según nivel socioeconómico, sexo y edad: declarar "nada me frena" sube de 20,4% en D+E a 46,2% en ABC1, y las mujeres declaran falta de confianza casi al doble que los hombres (12,9% frente a 6,9%), aunque la falta de tiempo es transversal.

La demanda prioriza búsqueda de ofertas de trabajo (40,0%) y mejora del currículum (37,6%), pero es puntual: 75,1% selecciona un solo tipo de apoyo, por lo que conviene un diseño de módulos independientes antes que un programa integral. El hallazgo más relevante es que la necesidad activa predice el interés mejor que cualquier variable sociodemográfica: el interés en formación breve por móvil sube de 57,4% entre quienes no piden apoyo a 93,3% entre quienes piden al menos uno, la mayor diferencia de todo el estudio.

- **Perfil A:** Hombres sin barreras, socioeconómicamente el más alto, menor falta de confianza/conocimientos, prioriza contacto con empresas (33,5%): busca redes, no habilidades.
- **Perfil B:** Mujeres jóvenes. Mismo nivel educativo y ocupacional que A, pero prioriza currículum y ofertas (41,0%/39,8%); la diferencia con A está en autopercepción, no en posición objetiva.
- **Perfil C:** Mayor vulnerabilidad, educación media, NSE bajo, mayores tasas de falta de confianza (18,3%) y conocimientos (23,7%), mayor demanda de apoyo (1,48 promedio) e interés total en formato móvil: la prioridad más clara del módulo.
- **Perfil D:** Baja necesidad. Rechaza el formato móvil no por el canal, sino porque 46,9% no necesita ayuda (vs. 5,6%-9,9% en los demás) y solicita menos de la mitad de los apoyos que el resto (0,63).

Cómo se articulan los resultados generales y los módulos

El documento identifica seis puntos de convergencia entre los tres instrumentos: las razones para no adoptar apuntan a disposición y capacidad, no a acceso ni costo; la brecha socioeconómica incorpora autopercepción de competencia además de los obstáculos materiales; la brecha de género se explica por confianza más que por tiempo disponible; la adopción en pymes compite contra restricciones financieras, no contra desconocimiento; el uso mayoritario sigue siendo poco intensivo pese a la alta disposición declarada; y la variable declarativa (necesidad concreta sí o no) supera a cualquier variable sociodemográfica para identificar público receptivo.

Implicancias para el diseño de intervenciones

Para pymes: la capacitación digital funciona mejor acoplada a financiamiento, no como oferta aislada. Los canales institucionales abiertos tienen bajo alcance (solo 4,3% de contacto), por lo que conviene usar canales de confianza ya existentes (redes de referidos, gremios, ferias, proveedores, municipios). El esfuerzo de captación debe concentrarse en el 85,3% que no tiene contacto institucional previo, no en quienes ya lo tienen. Los contenidos deben diferenciarse por edad: captación de clientes y publicidad digital para 41-50 años, gestión de atención al cliente en dosis breves para 61 años o más.

Para empleabilidad: dado que la barrera dominante es la falta de tiempo y la población ya está mayoritariamente empleada, las lecciones breves en formato móvil, fuera del horario laboral, son la vía más consistente con lo declarado. El desarrollo de confianza tecnológica debe ser parte del contenido de las capacitaciones (acompañamiento, ejemplos de pares, logros iniciales rápidos), no solo del tono, porque aumentar

funcionalidades o enviar mensajes motivacionales genéricos no resuelve un problema de autopercepción. La ayuda para buscar ofertas de trabajo merece prioridad en programas dirigidos a menores ingresos, donde la demanda duplica a la del grupo socioeconómico más alto.

Conclusiones y agenda pendiente

El estudio concluye que la adopción de IA en Chile ya es mayoritaria, pero que las brechas restantes (edad, nivel socioeconómico, género) se explican más por disposición y autopercepción de competencia que por acceso material. Queda pendiente, según el propio documento, profundizar en cómo la población usa efectivamente estas herramientas (qué tipo de instrucciones da, si itera sobre resultados, qué tan efectiva resulta la búsqueda de consejo médico o legal), investigar con mayor detalle la adopción de IA agéntica por tratarse de una tecnología aún incipiente, y sobre todo medir conducta efectiva y no solo disposición declarada, mediante pilotos dirigidos a los segmentos que declaran necesidad activa.

No estoy en condiciones de verificar de forma independiente las cifras o metodologías citadas en el documento (encuestas, tamaños muestrales, análisis de conglomerados); este resumen refleja fielmente lo que el propio informe reporta, pero cualquier uso del dato para decisiones debería contrastarse con el informe completo y su anexo metodológico.

Introducción

En 2024 Fundación País Digital aplicó la primera versión del Índice de Ciudadanía Digital sobre una muestra nacionalmente representativa de la población chilena, con preguntas referidas a capacidades y usos a internet. Esa medición registró que un 30% de las personas encuestadas utilizaba servicios de inteligencia artificial. Los resultados actuales muestran que, en aproximadamente un año y medio, esa proporción se duplicó.

La inteligencia artificial como concepto tecnológico antecede por décadas a ChatGPT, Gemini, Claude y otros servicios similares. Sin embargo, en los últimos cinco años se ha producido una explosión de servicios generativos y predictivos que tienen la particularidad de responder a instrucciones en lenguaje natural y que, por tanto, presentan barreras de entrada bajas, dado que en principio no exigen conocimiento avanzado para su uso. Hoy estos servicios están en todas partes: en el trabajo, en el estudio, en las comunicaciones personales, en el entretenimiento, en la publicidad y en prácticamente cualquier ámbito imaginable.

En consecuencia, ya no basta con establecer si la población chilena utiliza estos servicios, porque es un hecho que lo hace. Lo que interesa ahora es cómo y para qué los usa. Qué tipos de servicios de IA son los más y los menos utilizados, qué funciones les asignan las personas, con qué frecuencia recurren a ellos y qué distingue a quienes los usan de quienes no lo hacen. Interesa además conocer qué opiniones tiene la población sobre la IA, en particular cuando se la considera un fenómeno técnico y social que abarca todas las áreas de la vida y que parece ineludible.

La inteligencia artificial representa en muchos sentidos una promesa. Podría facilitar, acelerar y quizás mejorar el trabajo, y con ello acercar horizontes que hasta hace poco estaban fuera de alcance. Así como desde hace algunas décadas una persona sola en su pieza puede grabar música de la misma calidad que la producida por los mejores estudios del mundo hace medio siglo, la IA abre ahora la opción de que equipos con altas capacidades ya instaladas multipliquen sus resultados. Los grandes estudios de animación, por ejemplo, hoy utilizan softwares que simulan el movimiento de texturas, pelo, agua, arena y otras partículas que en el pasado habrían tenido que animar a mano. Por otro lado, puede permitir que individuos o grupos pequeños hagan cosas que antes estaban completamente fuera de su alcance, como diseñar rápidamente un videojuego con arte y música incluidos.

Al mismo tiempo, la ubicuidad de la IA presenta un desafío y, para algunos, una amenaza. La facilidad que existe hoy para generar texto, imágenes, audio o videos de situaciones realistas, e incluso que representen a personas reales, pero que son completamente fabricadas, ha puesto un velo de desconfianza sobre todos los medios. Por una parte, está el temor de que estas herramientas se utilicen para engañar a la población. Por otra, la incertidumbre y la ansiedad que genera no sentirse capaz de distinguir lo real de lo fabricado, o el miedo a que el propio trabajo original sea tomado por una fabricación de inteligencia artificial. Asimismo, tal como la IA abre nuevas posibilidades laborales, también cierra otras, y muchas personas temen que sus trabajos sean eliminados para abrir paso a la automatización.

Este documento presenta los resultados del nuevo cuestionario del Índice de Ciudadanía Digital, aplicado en diciembre de 2025 con foco en inteligencia artificial. En esta ocasión, en lugar de volver a aplicar el mismo cuestionario, se optó por realizar dos estudios más específicos derivados del tema principal: uno enfocado en inteligencia artificial y otro enfocado en aplicaciones de movilidad y transporte. Aquí se presentan los resultados del primero de ellos.

A la aplicación general se sumaron dos módulos de profundización dirigidos a submuestras específicas, cuyo propósito es examinar condiciones de adopción que el cuestionario principal permite intuir, pero no describir. El primero fue respondido por 368 personas propietarias de pequeñas y medianas empresas e indaga en la operación cotidiana del negocio y en la forma en que el uso de herramientas tecnológicas podría traducirse en mayor productividad. El segundo fue respondido por 503 personas ocupadas en mejorar su empleabilidad o

en búsqueda de trabajo e indaga en las barreras y necesidades del proceso de búsqueda. Sus resultados se presentan más adelante, en un capítulo propio, y se articulan con los resultados generales en la sección final del documento.

La inteligencia artificial y su momento actual en la sociedad

Desde 2022, año en que se liberó la primera versión abierta al público de ChatGPT, el concepto de inteligencia artificial ha experimentado una explosión en la esfera pública. El concepto, sin embargo, es de larga data. Se ha hablado de una forma u otra de inteligencia artificial al menos desde la década de 1950, de la mano de investigadores como Alan Turing y John McCarthy. Su definición no es sencilla, especialmente considerando su uso en el lenguaje coloquial. Se ha descrito el “efecto IA”, según el cual, apenas un software logra realizar una tarea previamente fuera del alcance de las máquinas, esa tarea deja de considerarse evidencia de inteligencia (Brooks 2002; McCorduck y Cfe 2004). Un ejemplo clásico es la victoria de DeepBlue sobre el campeón de ajedrez Gary Kasparov en 1997. Antes de ese momento, la capacidad de que un computador jugara ajedrez a alto nivel se consideraba una forma de inteligencia artificial. Hoy el algoritmo de DeepBlue sería clasificado como un algoritmo de fuerza bruta y no como un sistema basado en inteligencia artificial (McCorduck y Cfe 2004).

Pese a esto, existe acuerdo general en que la inteligencia artificial es un campo dentro de las ciencias de la computación enfocado en el desarrollo de softwares con capacidad para aprender y para tomar decisiones o generar contenido con cierto nivel de autonomía (UNESCO 2022). En la actualidad, cuando se habla de inteligencia artificial se suele hacer referencia al paradigma de Machine Learning en la programación. Se trata de una forma de desarrollar sistemas informáticos que establece un objetivo y ciertos mecanismos de “recompensa”, de modo que el sistema itera varias soluciones y se corrige a sí mismo hasta llegar al objetivo deseado (Brown 2025). El resultado de estos procesos suele ser un modelo, que se diferencia de los modelos “tradicionales” en que sus parámetros no fueron elegidos por un programador, sino determinados automáticamente a través de una operación estadística. Dentro del Machine Learning existen distintas arquitecturas informáticas utilizables, como los transformadores generativos preentrenados (GPT, por sus siglas en inglés), que dan nombre a ChatGPT.

Estos modelos pueden crecer a tal punto que ya no pueden ser comprendidos por ningún ser humano. Se estima que el modelo que está detrás de la iteración más reciente de ChatGPT, GPT-5.5, tiene más de dos *trillones* de parámetros (Mittal 2026). Si bien el sistema fue desarrollado por humanos, estos no definieron de antemano cada uno de sus aspectos. Esa es justamente la condición que le permite entregar resultados flexibles e inesperados y responder al lenguaje natural, en lugar de requerir comandos estrictos como tradicionalmente han funcionado los computadores.

A través de este tipo de procesos se han desarrollado sistemas informáticos que superan con creces a sus antecesores. Retomando el ejemplo anterior, los softwares que juegan ajedrez contruidos bajo estos nuevos paradigmas, como Leela o las últimas versiones de Stockfish, harían ver a DeepBlue como un principiante (Rajak 2025). Crear sistemas capaces de escribir como una persona y de responder apropiadamente a instrucciones en lenguaje natural, o de generar automáticamente imágenes coherentes y a la vez originales a partir de esas mismas instrucciones, solo ha sido posible por esta vía. Hace diez o veinte años todavía era muy difícil para un computador identificar letras distorsionadas en una imagen, y hoy resulta increíblemente simple.

Por eso, aquí se entiende “inteligencia artificial” como aquellos sistemas basados en Machine Learning que funcionan sobre modelos cuyos parámetros fueron establecidos a través de un proceso iterativo de aprendizaje automático, y no fijados “a mano” por un programador, y que en virtud de ello son capaces de generar

contenido similar al que produciría una persona. Dicho esto, es posible que otros documentos utilicen definiciones menos exigentes.

Dentro de estos sistemas caben distintas clasificaciones. Sobre la base de su función, la más reconocible es la división entre inteligencia artificial predictiva y generativa. La primera es aquella que, a partir de grandes cantidades de datos previos, toma una decisión, clasifica datos o provee la continuación de una secuencia (Alalag 2026). Los sistemas de reconocimiento facial, de diagnóstico médico o de recomendación automática caen en este grupo. Para estas IA el output es una clasificación o una decisión, por ejemplo, el nombre de una persona a partir de su foto o una recomendación de video a partir del historial de visualización. La segunda es aquella que genera contenido nuevo, ya sea texto, imágenes, audio o cualquier otro tipo de output (Brown 2025).

El presente informe se enfoca principalmente en este segundo grupo. Dentro del formulario de encuesta se subdividió en tres grandes categorías: los *Large Language Models* (LLM), es decir, modelos de texto que generan texto de modo similar a como lo haría una persona, como ChatGPT, Claude, Gemini, Llama, DeepSeek, Grok o Copilot; la inteligencia artificial audiovisual, que genera imágenes, audio o video, como Dall-E, Midjourney o MetaAI para imágenes, Sora o Nano Banana para video, o Suno para música, entre muchos otros; y los agentes de IA, que combinan distintos modelos y que, además de generar una respuesta a una solicitud, tienen la capacidad de interactuar de manera autónoma con otros softwares o archivos.

Usos y percepciones de la inteligencia artificial generativa

El propósito de este informe es describir para qué se está usando la inteligencia artificial generativa en Chile. Es útil enmarcar esa pregunta en su contexto económico y cultural. Hoy pareciera que todos los días aparece una nueva noticia o entrevista afirmando el gran poder que tendrá la IA para reformar el mundo laboral, aumentar la productividad, producir nuevos descubrimientos en ciencia y medicina (Nature 2025) y un largo listado de hazañas.

Esto sugeriría que el uso que se le dará a la inteligencia artificial generativa es principalmente laboral, productivo, de estudio o de orden práctico. No considera, sin embargo, que una parte importante del uso puede ser simplemente entretenimiento (Kommers y Holtzman 2026), o bien atender fines para los que la herramienta podría no estar bien diseñada, como conseguir consejos médicos (Bean et al. 2026), legales (Schneiders et al. 2025) o financieros (Choukhmane et al. 2026) de manera “gratuita”. Cabe preguntarse si, en la práctica, los usos que prometen quienes hacen grandes afirmaciones en torno a las nuevas tecnologías coinciden con el uso que efectivamente les dan los usuarios. Como señalan Kommers y Holtzman (2026:1) en tono irónico, podría ocurrir que “la IA se trata de inteligencia, de la misma forma que las redes sociales se tratan sobre conexión social”.

Recientemente la nueva encíclica del Papa León XIV, *Magnifica Humanitas*, ha causado revuelo al incluir una sección importante dedicada a la discusión sobre la inteligencia artificial. En ella, si bien se reconocen las oportunidades positivas de la tecnología, también se advierten varios peligros, entre ellos comparar la IA con la inteligencia humana, ignorar los sesgos implícitos en el contenido que genera y atrofiar la capacidad y la creatividad humanas. En una entrevista para CNN Chile, la empresaria de tecnología Cuky Pérez, exitosa en Silicon Valley, afirmó que, respecto del discurso predominante sobre la inteligencia artificial, “hacía tiempo que uno esperaba una contraparte” (CNN Chile 2026).

Queda pendiente, entonces, la pregunta por lo que piensa la mayoría de la población chilena. El debate que ocurre entre grandes figuras intelectuales o entre personas con acceso a plataformas de comunicación no necesariamente coincide con la opinión mayoritaria. Este estudio busca mostrar no solo lo que las personas hacen con la IA, sino también qué piensan de ella y cómo esas percepciones pueden estar condicionando su adopción.

Metodología

Este informe se sostiene sobre tres instrumentos: un cuestionario principal sobre usos y percepciones de la inteligencia artificial, aplicado a un panel representativo a nivel nacional, y dos módulos de profundización, uno de pequeña empresa y otro de empleabilidad, aplicados a submuestras definidas por un criterio de selección propio. Los tres comparten las variables de caracterización sociodemográfica, pero difieren en su alcance, en su tamaño y en su tratamiento estadístico, de modo que conviene describirlos por separado antes de presentar cualquier resultado.

Instrumento principal

Durante diciembre de 2025 se aplicó de manera online una encuesta de corte transversal a un panel compuesto por 2020 chilenos mayores de 18 años. El panel fue conformado selectivamente para garantizar su representatividad a nivel nacional y quienes respondieron recibieron un pequeño incentivo económico. Para este efecto se calculó un factor de expansión que permite ponderar los datos de modo de compensar la posible subrepresentación de algunas poblaciones en la base de datos. Ponderada por ese factor, la muestra aspira a ser representativa de 15.618.167 chilenos mayores de 18 años.

Es importante tener en cuenta que, dado que la encuesta se aplicó de manera online, queda excluida de la muestra aquella parte de la población que no tiene ningún acceso a internet. No obstante, los datos de la Encuesta Casen 2024 indican que un 96,6% de los hogares en Chile tiene acceso a internet. Considerando que la cobertura es virtualmente universal, es posible sostener que los datos obtenidos se aproximan al valor real de la población.

El cuestionario contiene 25 ítems de selección única o múltiple, divididos en cuatro secciones. La primera indaga en la situación laboral y la modalidad de trabajo de los respondientes. La segunda contiene preguntas sobre las horas diarias de uso de computadores y smartphones. La tercera trata sobre usos de inteligencia artificial generativa y se subdivide a su vez en tres subsecciones: una relativa a los *Large Language Models* o chatbots (e.g. ChatGPT, Gemini), otra relativa al uso de modelos que generan material audiovisual y una tercera relativa al uso de modelos de inteligencia artificial agéntica. La última sección trata sobre percepciones y opiniones en torno a la inteligencia artificial en general y sobre su impacto en la sociedad. Esta última incluye una batería de afirmaciones en escala de Likert, con alternativas que van desde Muy en desacuerdo hasta Muy de acuerdo, y se aplicó a todos los respondientes, con independencia de si declararon usar o no algún servicio basado en inteligencia artificial.

Adicionalmente, todos los participantes del panel habían proporcionado previamente información personal que permitió conocer, para cada uno, su sexo, su rango etario, su ubicación geográfica dentro de Chile y su nivel socioeconómico¹ en cuatro categorías (ABC1, C2, C3, D o E).

Módulos de profundización en pequeña empresa y empleabilidad

La batería de pequeña empresa contiene cuatro preguntas cerradas de selección única: la tarea del negocio que consume más tiempo, la fuente a la que se recurre primero cuando se necesita ayuda, la principal barrera para el crecimiento del negocio, y el tiempo semanal que la persona estaría dispuesta a dedicar al aprendizaje de

¹ El nivel socioeconómico (NSE) corresponde a un indicador compuesto usualmente utilizado en estudios de mercado que clasifica hogares según sus ingresos y nivel educativo en 7 categorías ordenadas (AIM 2024a). Convencionalmente, las tres categorías más altas, que representan alrededor del 10% de los hogares de mayores ingresos en Chile, se combinan en una sola categoría llamada ABC1 (AIM 2024b).

una herramienta digital que le permitiera vender más o ahorrar tiempo. Las tres opciones de respuesta abierta incluidas en el instrumento no registraron ninguna selección, por lo que no aportan información adicional.

La batería de empleabilidad contiene una pregunta cerrada sobre la principal barrera para aprender a usar herramientas digitales, un bloque de respuesta múltiple sobre el tipo de apoyo que se querría recibir de una herramienta digital durante la búsqueda de trabajo, y una pregunta cerrada sobre el atractivo de un formato de aprendizaje breve a través del teléfono móvil.

Ambas baterías incorporan las variables de caracterización sociodemográfica del instrumento principal y registran adicionalmente nivel educacional y tipo de trabajo según la clasificación ocupacional de AIM (2024a).

Composición de las muestras

Tabla 1. Composición de las muestras de los módulos de profundización

Característica	Pymes	Empleabilidad
Casos	368	503
Mujeres	52,2%	50,7%
Hombres	47,8%	49,3%
18 a 30 años	14,9%	12,9%
31 a 40 años	20,4%	28,2%
41 a 50 años	23,4%	31,2%
51 a 60 años	21,5%	27,6%
61 años o más	19,8%	0,0%
Formación postsecundaria	70,7%	76,7%
ABC1	13,3%	18,1%
C2	35,6%	43,4%
C3	33,2%	28,7%
D+E	17,9%	9,8%

Fuente: Elaboración propia

Las dos muestras se definen por un criterio de selección claro. La propiedad de una pyme, en primer lugar, y la búsqueda activa de mejora de la situación laboral en el segundo. Ninguna de estas condiciones se distribuye uniformemente en la población. Por tanto, la distribución de los estratos socioeconómicos y de rangos de edad en ambas muestras difiere de manera sustancial respecto de la muestra del instrumento principal. Asimismo, estos dos módulos no consideran factor de expansión poblacional, por lo que todas las cifras presentadas en este documento son simples.

Homologación de la variable de situación laboral

Los tres instrumentos no codifican de la misma manera la situación laboral de los respondientes, y esa diferencia condiciona qué comparaciones son posibles entre ellos. El cuestionario principal, diseñado y aplicado durante diciembre de 2025, utiliza cuatro categorías: empleado, desempleado, estudiante e inactivo. Los módulos de profundización, en cambio, se diseñaron con una clasificación de diez categorías basada en la metodología de cálculo del GSE propuesta por la Asociación de Investigación de Mercado (AIM Chile), con la finalidad de obtener mayor granularidad en el análisis. Estas se detallan en la tabla 4.

Al tener una codificación distinta, se realizó una homologación que permite hacer algunos análisis comparativos entre el instrumento principal y los dos módulos de profundización.

Tabla 2. Categorías de situación ocupacional del instrumento principal y su equivalencia en los módulos de profundización

Categorías de los módulos de profundización	Categorías del instrumento principal
Dueño(a) de casa	Inactivo
Estudiante	Estudiante
Jubilado(a)	Inactivo
Cesante	Desempleado
Trabajos menores e informales	Empleado
Oficio menor	Empleado
Oficio calificado	Empleado
Empleado(a) administrativo(a) / técnico(a)	Empleado
Ejecutivo(a) medio(a) / profesional independiente	Empleado
Alto(a) ejecutivo(a)	Empleado

Fuente: Elaboración propia

Otro motivo que justifica la homologación es que, si bien la tipología de 10 categorías otorga la granularidad buscada, también presenta dos problemas prácticos: 1) tres de sus categorías quedan fuera del ordenamiento jerárquico documentado, y el número elevado de categorías reparte los casos de cada submuestra en grupos demasiado pequeños para describir diferencias con confianza. Por esa razón no se reporta ningún cruce basado en la versión detallada.

Estrategia analítica

El análisis estadístico constó de tres fases. En primer lugar, se realizó un análisis descriptivo general para caracterizar a la muestra según sus características sociodemográficas, laborales, de uso de dispositivos y de uso de inteligencia artificial, y se construyeron cruces descriptivos bivariados y trivariados para describir cómo el uso y las percepciones de la inteligencia artificial generativa en Chile varían según sexo, edad, nivel socioeconómico, situación laboral y otras características.

En un segundo nivel se elaboraron indicadores compuestos a partir de las preguntas incluidas en la escala de Likert sobre percepciones de inteligencia artificial, agrupadas en un indicador de percepciones positivas y otro de percepciones negativas, y se realizaron análisis de regresión para determinar los condicionantes que llevan a la población a adoptar distintas posturas. Estos datos se presentan además en gráficos bivariados.

En un tercer nivel se realizó un análisis de clases latentes (Ohlsen 2015; Weller, Bowen, y Faubert 2020) aprovechando las categorías de usos de inteligencia artificial, con el fin de describir y caracterizar sociodemográficamente los distintos perfiles de uso de la IA en Chile. Esto no solo indica quiénes usan más o menos la IA, sino cómo la están utilizando.

Los dos módulos de profundización siguen una lógica análoga en sus dos primeras fases, con estadística descriptiva simple y cruces bivariados sobre sus propias variables de respuesta, y sustituyen la tercera por un análisis de segmentación por conglomerados aplicado al conjunto de variables de cada módulo. La elección responde al tamaño de las submuestras y al hecho de que sus preguntas no comparten la estructura de opciones múltiples sobre la que se construyó el análisis de clases latentes del instrumento principal.

Resultados

Caracterización de la muestra

Para la sección de caracterización de la muestra se presentan los datos brutos, sin aplicar factor de expansión. Para el resto de las secciones todos los datos utilizan el factor de expansión. La muestra se compone de 2020 residentes de Chile mayores de 18 años.

Tabla 3. Descripción sociodemográfica de la muestra principal

Género	Frecuencia (porcentaje)
Mujeres	1079 (53,41%)
Hombres	941 (46,5%)
Edad	
18 - 30	437 (21,63%)
31 - 40	414 (20,5%)
41 - 50	352 (17,43%)
51 - 60	333 (16,49%)
61 o más	484 (23,96%)
Nivel Socioeconómico	
ABC1	52 (2,57%)
C2	243 (12,03%)
C3	865 (42,82%)
D+E	860 (42,57%)
Zona geográfica	
Norte	241 (11,93%)
Región de Valparaíso	215 (10,64%)
Región Metropolitana	884 (43,76%)
Sur	680 (33,66%)

Fuente: Elaboración propia

La tabla muestra que las mujeres están ligeramente sobrerrepresentadas en la muestra. Asimismo, hay una subrepresentación de personas ABC1, que representan aproximadamente un 11,2% del país, y una sobrerrepresentación de personas del nivel C3, que representan aproximadamente un 29% (AIM, 2024b). El factor de expansión se calcula para compensar tales desviaciones.

Tabla 4. Caracterización de la muestra por situación laboral

Situación laboral	Frecuencia (porcentaje)
Empleado	1253 (62,03%)
Desempleado	317 (15,69%)
Estudiante	108 (5,34%)
Inactivo	342 (16,93%)
Tipo de relación laboral	N = 1253
Trabajador dependiente	1003 (80,06%)
Trabajador independiente	250 (19,94%)
Modalidad de trabajo	N = 1253
Presencial	1014 (80,94%)
Remoto	63 (5,02%)
Híbrido	176 (14,04%)

Fuente: Elaboración propia

Siguiendo la definición estándar de empleo utilizada por el Instituto Nacional de Estadísticas, se consideran empleadas aquellas personas que declararon haber trabajado remuneradamente al menos una hora durante la

semana anterior. Entre quienes declararon no haberlo hecho, se consideran desempleadas aquellas que se encontraban en búsqueda activa de empleo, estudiantes las que cursaban algún tipo de educación formal, e inactivas las que no estaban estudiando ni buscando trabajo, por ejemplo, personas jubiladas o dueñas de casa.

Estos datos son importantes para determinar el uso de herramientas de IA con fines laborales, productivos o de estudio. Entre quienes declararon estar trabajando, aproximadamente un 20% es trabajador independiente, un 14,04% trabaja bajo modalidad híbrida, y solo un 5,02% lo hace en modalidad completamente remota. Esta información permite comparar el uso de inteligencia artificial entre quienes trabajan bajo modalidad remota o híbrida y quienes lo hacen de manera presencial, donde cabe esperar un uso más intenso de herramientas digitales.

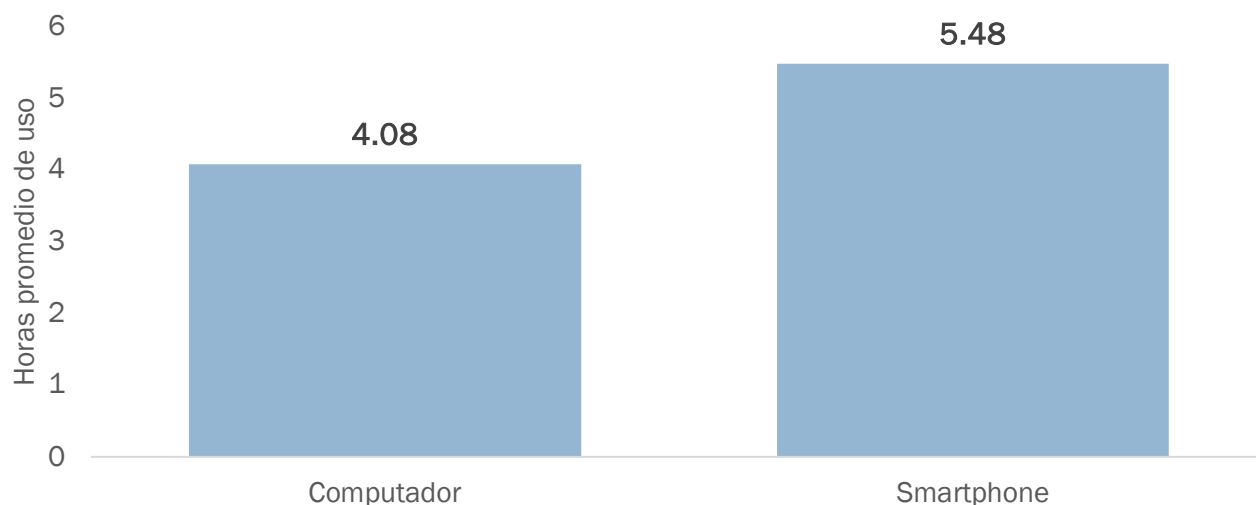
Uso de dispositivos

Como se anticipó, todos los datos presentados desde este punto del informe en adelante incorporan el factor de expansión y son, por tanto, estadísticamente representativos de la población del país mayor de 18 años que utiliza internet.

Se consultó a los participantes cuántas horas diarias dedican normalmente a utilizar un computador y un smartphone. Esta información es relevante puesto que se ha observado que el mayor uso de computador se asocia positivamente a mayores capacidades digitales, mientras que generalmente no hay relación entre el uso del celular y esas mismas capacidades. Asimismo, es posible que la cantidad de uso de estas tecnologías tenga efectos sobre las percepciones que la población tiene sobre la IA.

En lo sucesivo se presenta el valor promedio de uso diario para toda la población y luego su cruce con las principales variables sociodemográficas.

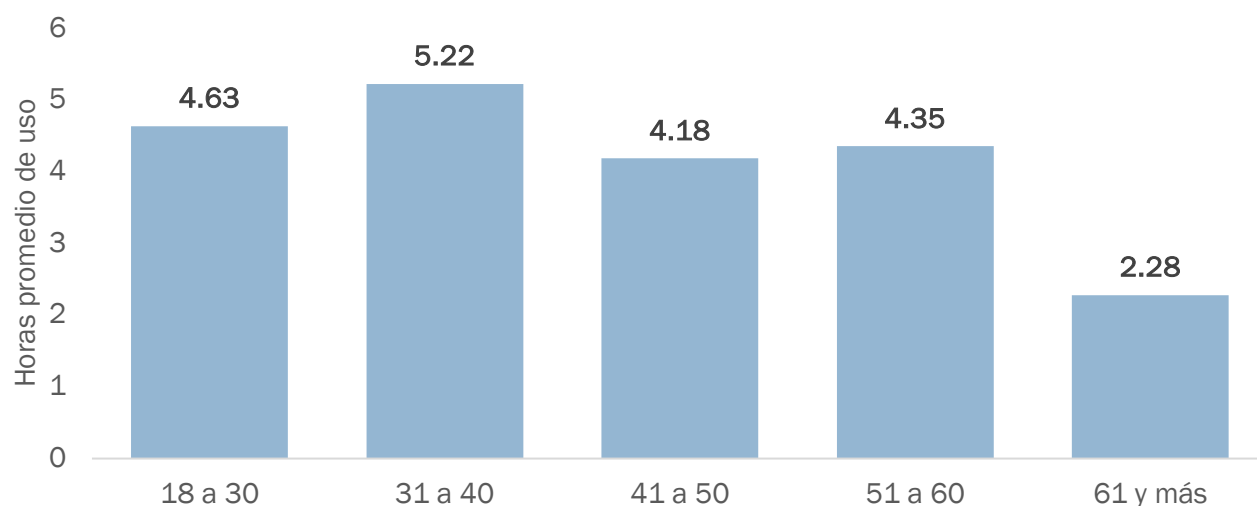
Gráfico 1. Uso diario promedio de dispositivos en la población adulta chilena



Fuente: Elaboración propia

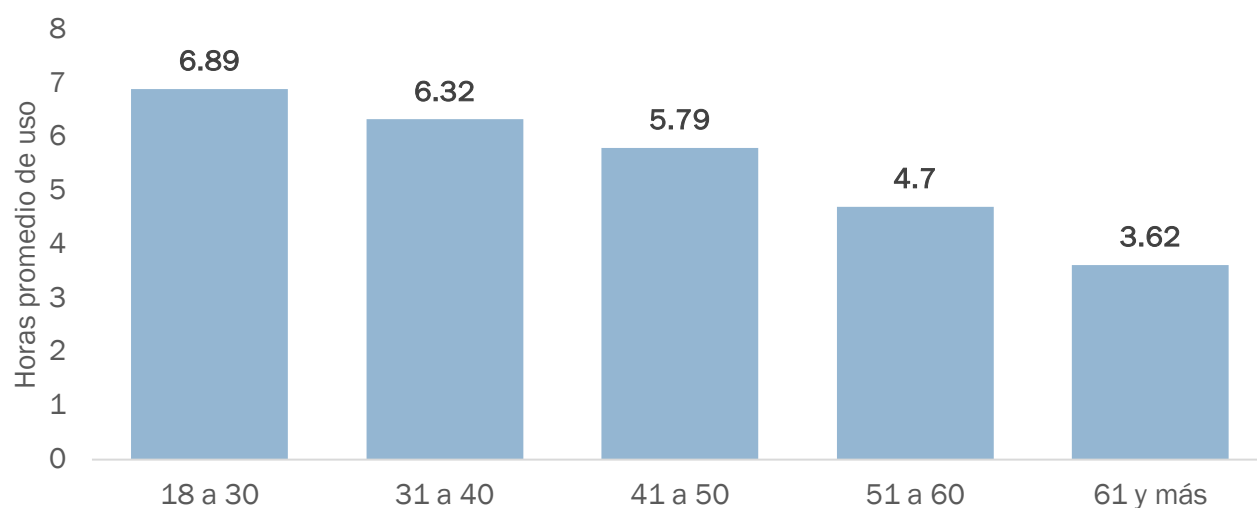
La población declara utilizar en promedio un computador alrededor de 4 horas al día ($EE = 0,124$) y un smartphone aproximadamente 5 horas y media ($EE = 0,097$). El uso de smartphone supera significativamente al de computador.

Gráfico 2. Horas promedio de uso diario de computador según edad



Fuente: Elaboración propia

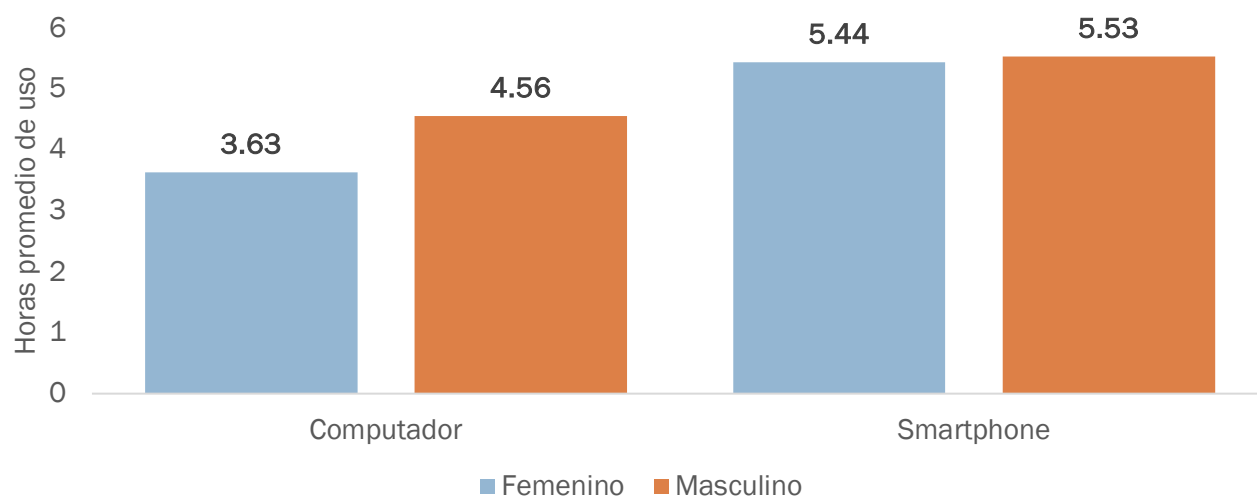
Gráfico 3. Horas promedio de uso diario de smartphone según edad



Fuente: Elaboración propia

La comparación entre ambos gráficos muestra dos patrones distintos. El uso de smartphone es más intenso a menor edad, con una relación claramente inversa, y alcanza su máximo en el tramo de 18 a 30 años, con casi 7 horas diarias (EE = 0,221), mientras que las personas de 61 años o más reportan poco más de 3 horas y media de uso de celular al día (EE = 0,151). El uso de computador, en cambio, no presenta una relación lineal con la edad. El grupo que más lo utiliza diariamente es el de 31 a 40 años, con aproximadamente 5 horas y 15 minutos (EE = 0,32), y el que menos lo utiliza es nuevamente el de las personas mayores, con poco más de 2 horas y 15 minutos diarios (EE = 0,14).

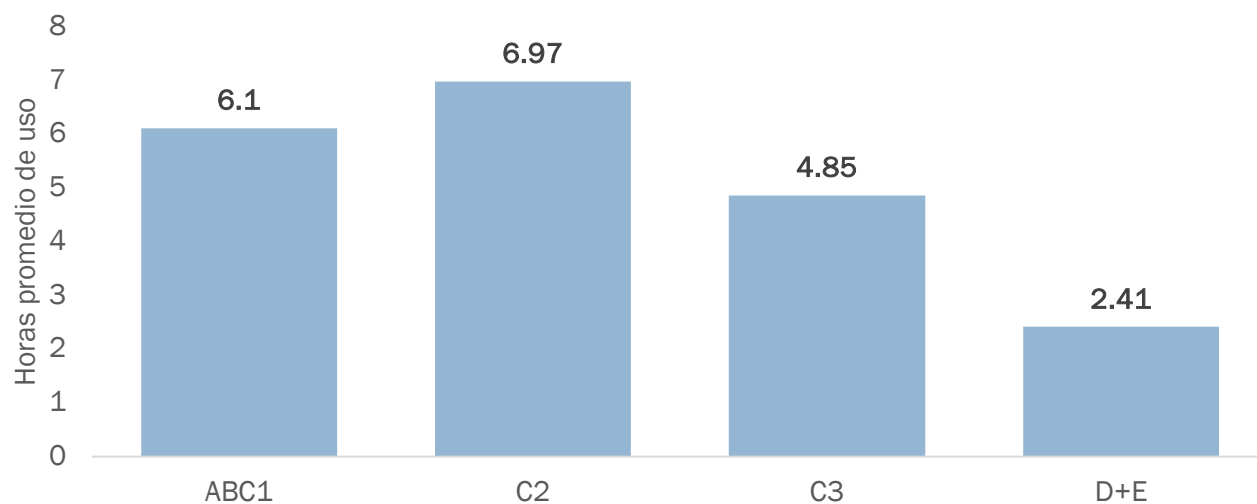
Gráfico 4. Horas promedio de uso de computador y smartphone según sexo



Fuente: Elaboración propia

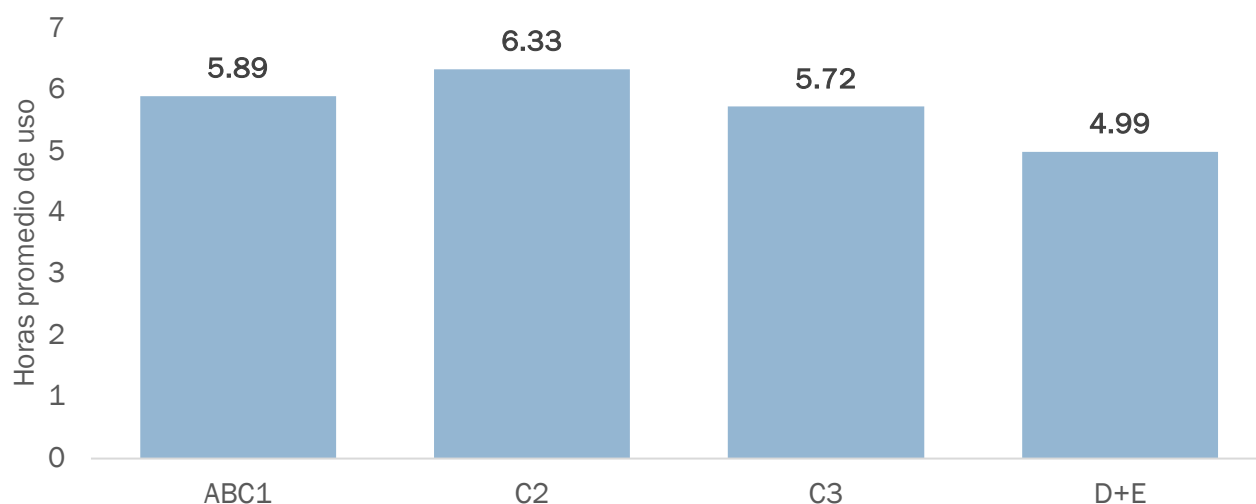
La figura 4 compara el tiempo de uso diario de dispositivos entre ambos sexos. No existe ninguna diferencia sustantiva por sexo en el uso de smartphone, pero sí se observa una diferencia significativa en el caso de los computadores. Los hombres utilizan un computador en promedio por aproximadamente 4 horas y media al día (EE = 0,191), mientras que las mujeres reportan poco más de 3 horas y media (EE = 0,157).

Gráfico 5. Horas promedio de uso diario de computador según nivel socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

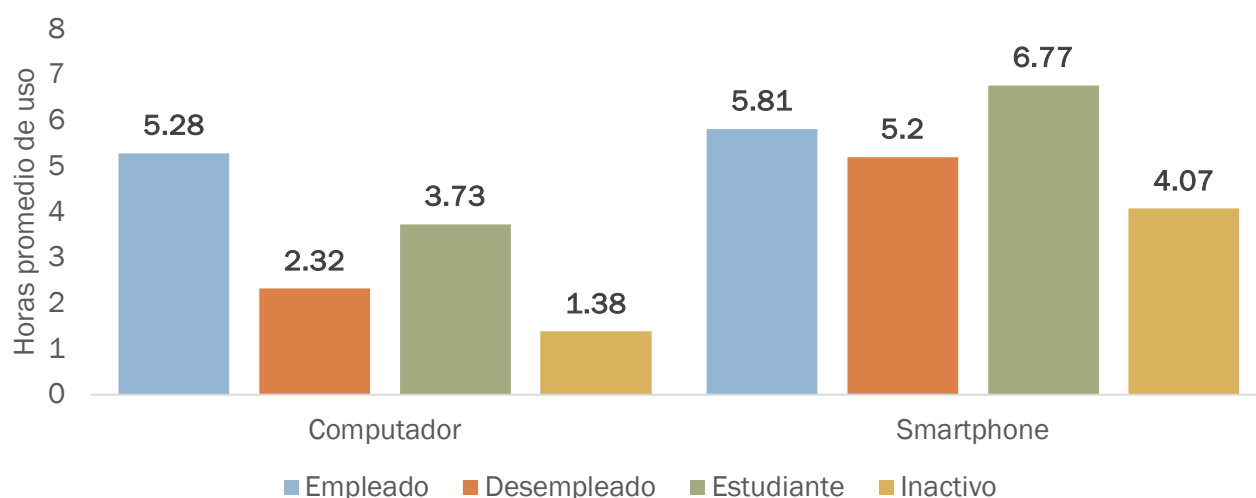
Gráfico 6. Horas promedio de uso diario de smartphone según nivel socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

Las figuras 5 y 6 muestran la distribución del uso diario de dispositivos según nivel socioeconómico. En el uso de smartphone no se observa una tendencia fuerte con significancia estadística, de modo que su uso es más o menos homogéneo entre los distintos niveles. En el uso de computador, en cambio, aparecen diferencias claras. Para los grupos D y E el uso diario constituye menos de 2 horas y media ($EE = 0,165$) en promedio, mientras que para los grupos ABC1 y C2 supera las 6 horas al día. Es probable que esto se relacione con el tipo de ocupaciones que ejercen estos grupos, con los niveles socioeconómicos altos más inclinados hacia labores de oficina que exigen el uso diario de computadores. El smartphone, si bien puede utilizarse con fines laborales, corresponde en general a un uso de entretenimiento o comunicación, y por lo tanto resulta independiente de la ocupación de cada persona. Los computadores, a su vez, también admiten fines ajenos a lo laboral, y el cruce de estos datos con la situación laboral da luz sobre esa pregunta.

Gráfico 7. Horas de uso de computador según situación laboral



Fuente: Elaboración propia

La figura 7 muestra que el grupo de las personas empleadas utiliza computador en mucha mayor medida que los demás, con cerca de 5 horas y 20 minutos al día en promedio ($EE = 0,18$). Le siguen los estudiantes, con alrededor de 3 horas y 45 minutos ($EE = 0,296$). Al comparar esto con los datos de uso de smartphone, donde

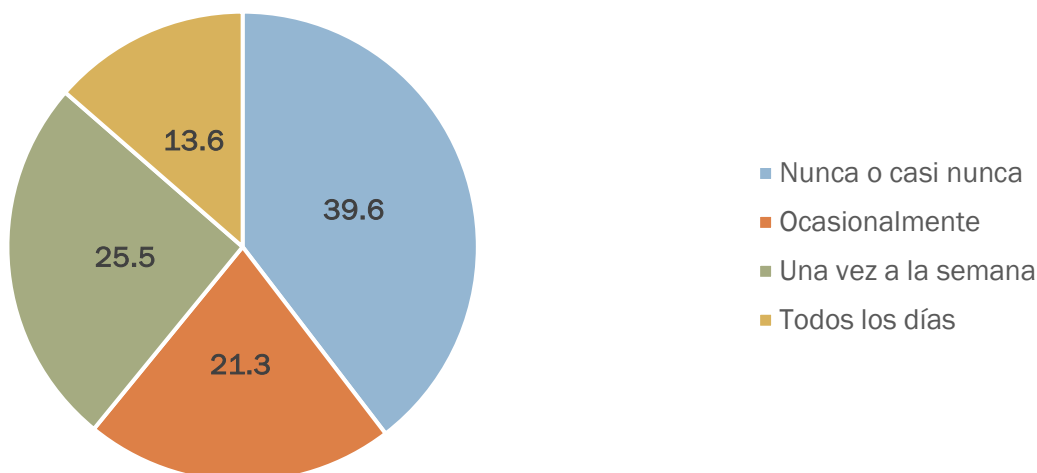
no existe diferencia estadísticamente significativa entre empleados y desempleados, se sugiere con fuerza que el uso de computador tiene un componente laboral mucho más marcado.

Uso de LLM

Conviene remarcar nuevamente que, para efectos de esta encuesta, el foco está puesto específicamente en el uso de inteligencia artificial generativa a través de instrucciones en lenguaje natural. Las IA predictivas, como los sistemas que utilizan Instagram, TikTok, YouTube o Spotify para recomendar videos o canciones basadas en preferencias pasadas, también ocupan un rol muy importante en la vida de la población. Sin embargo, el interés aquí está en los usos deliberados e intencionales, y los sistemas de IA predictiva son utilizados muchas veces sin plena consciencia por parte de los usuarios y de manera típicamente más pasiva que activa.

Los servicios de IA generativa se subdividieron en LLM o chatbots (e.g. ChatGPT, Gemini, Claude), IA audiovisual (e.g. Dall-E, Midjourney, Sora, Suno, Nano) e IA agéntica (e.g. ChatGPT Codex, OpenCode).

Gráfico 8. Uso de LLM en la población adulta chilena

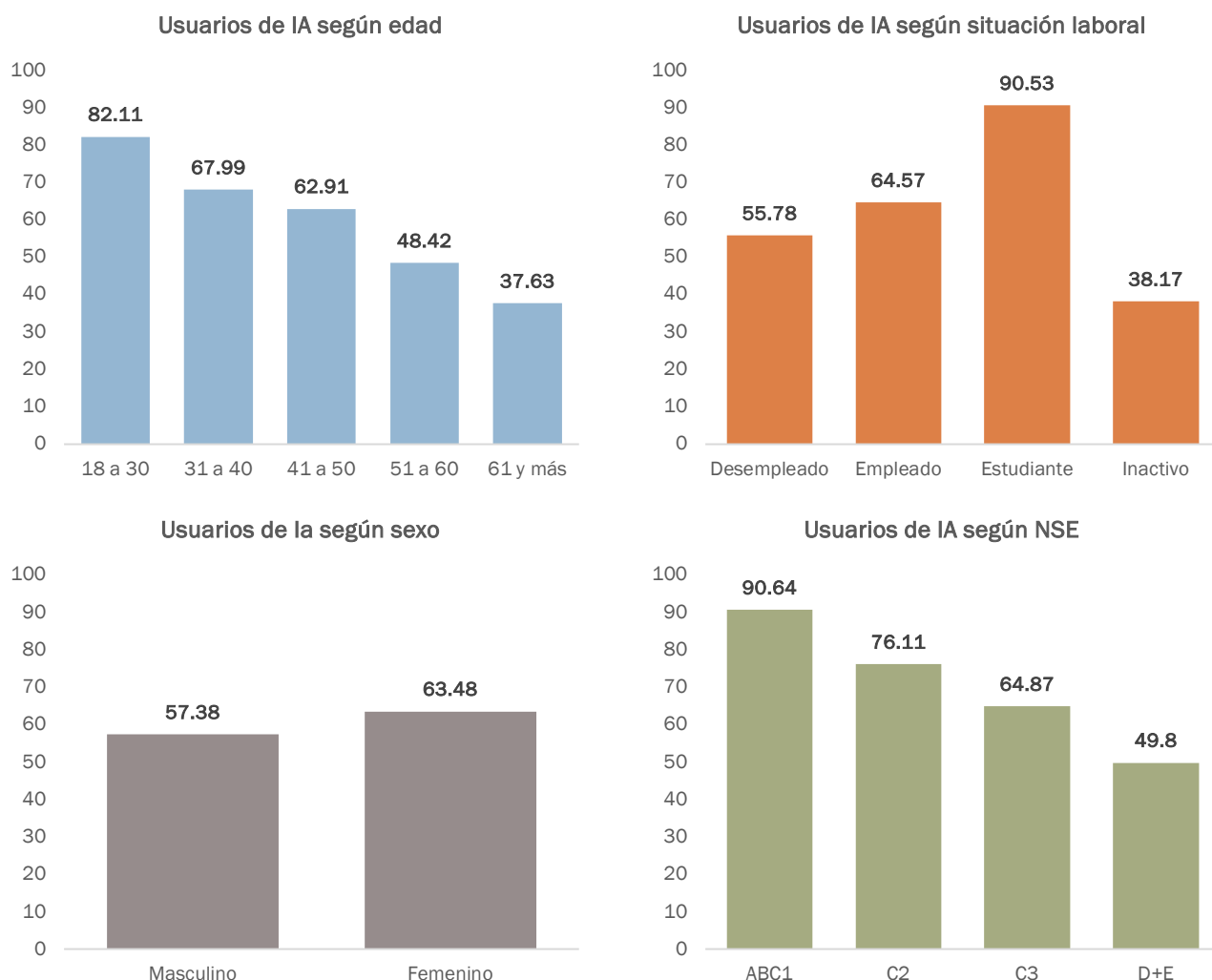


Fuente: Elaboración propia

Un 60,4% de la población mayor de 18 años en Chile reporta utilizar chatbots al menos ocasionalmente y un 13,6% reporta utilizarlos todos los días. A mediados de 2024 la primera versión del Índice de Ciudadanía Digital reportó que solo un 29,9% de los adultos chilenos declaraba usar inteligencia artificial. Es decir, considerando al menos los servicios de chatbots, el uso se ha prácticamente duplicado en alrededor de un año y medio. Hoy es posible afirmar que la mayoría de los adultos chilenos utiliza inteligencia artificial.

A partir de esta pregunta se generó un indicador binario que divide entre usuarios y no usuarios de IA, clasificando como no usuarios a todas aquellas personas que declararon que “nunca o casi nunca” utilizan servicios de LLM.

Gráfico 9. Usuarios de IA según edad, situación laboral, sexo y nivel socioeconómico

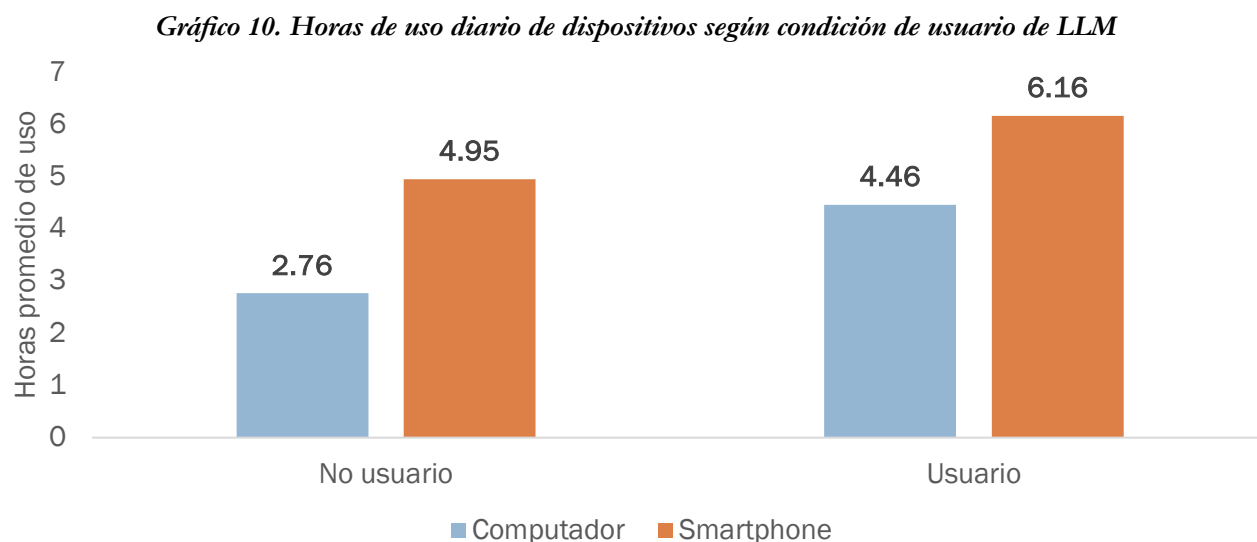


Fuente: Elaboración propia

Los cruces con las principales variables sociodemográficas muestran que, a menor edad, mayor es la proporción que utiliza LLM. Un 82,1% de las personas entre 18 y 30 años utiliza chatbots, frente a un 37,6% de las personas mayores de 61 años. Es decir, si bien los jóvenes ya no son el grupo etario que más utiliza un computador, sí son el que más utiliza la inteligencia artificial. Esto va en línea con la discusión que señala a los jóvenes como “nativos IA”, en diferencia con los “nativos digitales” de la generación millennial (Panthalookaran 2025).

A mayor nivel socioeconómico, mayor es también la proporción que utiliza LLM. Un 90,6% de las personas ABC1 utiliza estos servicios, frente a un 49,8% de las personas de los grupos D y E.

Un 63,5% de los hombres utiliza LLM, frente a un 57,4% de las mujeres. Por situación laboral, un 90,5% de los estudiantes y un 64,6% de las personas actualmente empleadas utilizan estas herramientas. La fuerte relación entre uso y condición de estudiante se mantiene incluso al generar un cruce trivariado con la edad. Los datos muestran que, si bien la IA se usa tanto laboralmente como para el estudio, es en el estudio donde actualmente parece estar usándose en mayor cantidad.

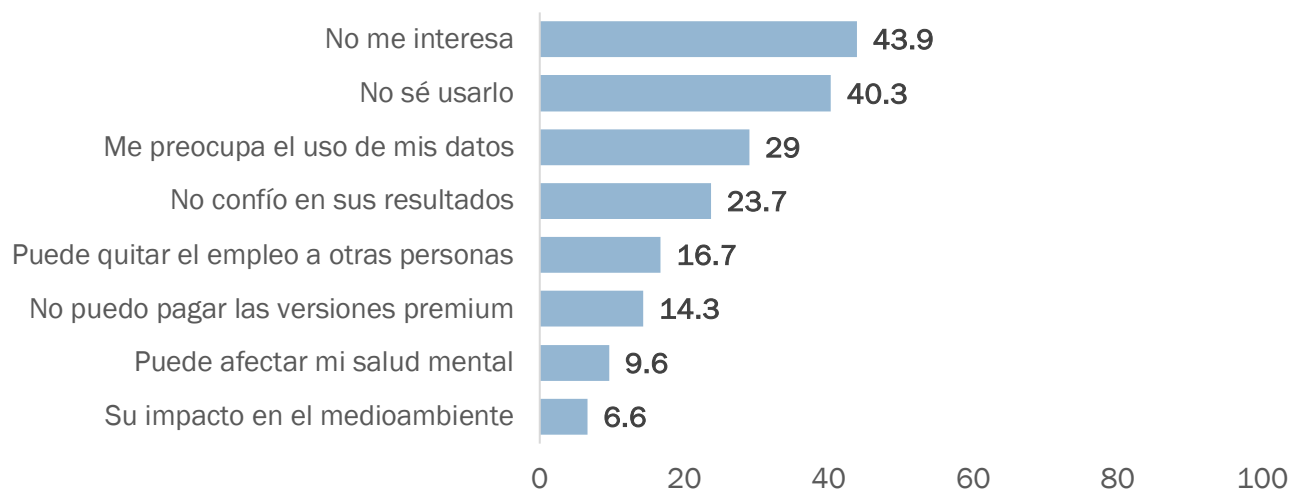


Fuente: Elaboración propia

La figura 10 aporta más evidencia a la tesis de que el uso de computador es determinante para las capacidades digitales. En ambos casos los usuarios de LLM dedican más horas diarias a dispositivos tecnológicos, pero la diferencia es mayor en las horas de computador que en las de smartphone. Mientras los usuarios de LLM utilizan en promedio un computador 2,19 horas diarias más que quienes no usan IA, la diferencia en el uso de celular es de 1,7 horas diarias. En cualquier caso, el alto uso de celular, combinado con la presencia de más usuarios de LLM entre el grupo etario más joven, a diferencia de lo que ocurre con el computador, señala que una cantidad importante de personas está utilizando la IA a través de sus celulares.

A quienes declararon no utilizar servicios basados en LLM se les preguntó por las razones para no hacerlo.

Gráfico 11. Razones para no usar LLM entre quienes declararon no utilizarlos

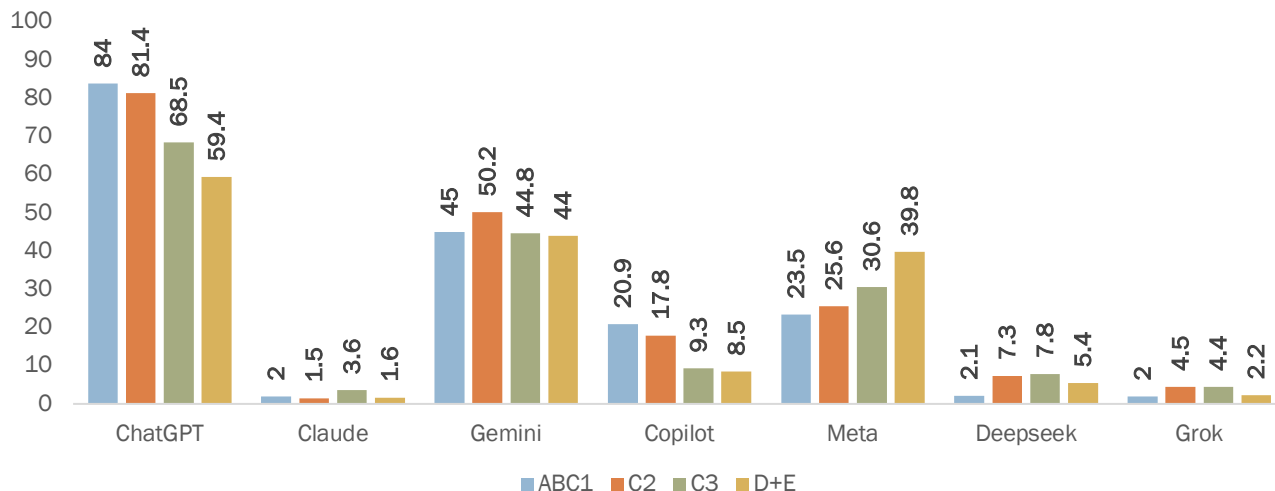


Fuente: Elaboración propia

La pregunta fue de opción múltiple, por lo que los porcentajes no suman 100%. Las tres principales razones son el desinterés, con un 43,9%, coincidente con otras encuestas sobre uso de tecnología, seguido de no saber cómo usarlas, con un 40,3%, y una preocupación por la privacidad de los datos, con un 23,7%. Solo un 23,7% declara no usarlas por no confiar en los resultados que producen, lo que sugiere que existe una alta confianza hacia la veracidad de la información entregada por los chatbots. Además, solo un 14,3% declara que la razón

está en no tener capacidad de pagar las versiones premium. Cabe destacar que hoy existen muchos servicios de LLM gratuitos, aunque suelen tener capacidades reducidas, por ejemplo, un límite en la cantidad de mensajes o tokens dentro de un periodo determinado, o el acceso solamente a modelos de menores capacidades.

Gráfico 12. Principales modelos de IA utilizados en Chile según nivel socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

Entre quienes declararon sí utilizar IA se revisó su preferencia por los distintos modelos disponibles en el mercado. Las respuestas no suman 100% dado que se trata de una pregunta de opción múltiple. Los tres chatbots más frecuentemente utilizados son ChatGPT, Gemini y Meta (Llama LLM). Existen ciertas diferencias socioeconómicas. Las personas de nivel socioeconómico más alto son más propensas a utilizar ChatGPT (84%) y Copilot (20,9%) que las de nivel más bajo (59,4% y 8,5% respectivamente), y ocurre lo inverso con los chatbots de Meta, donde un 23,5% de las personas ABC1 declara utilizarlos frente a un 39,8% de las personas de los niveles D y E.

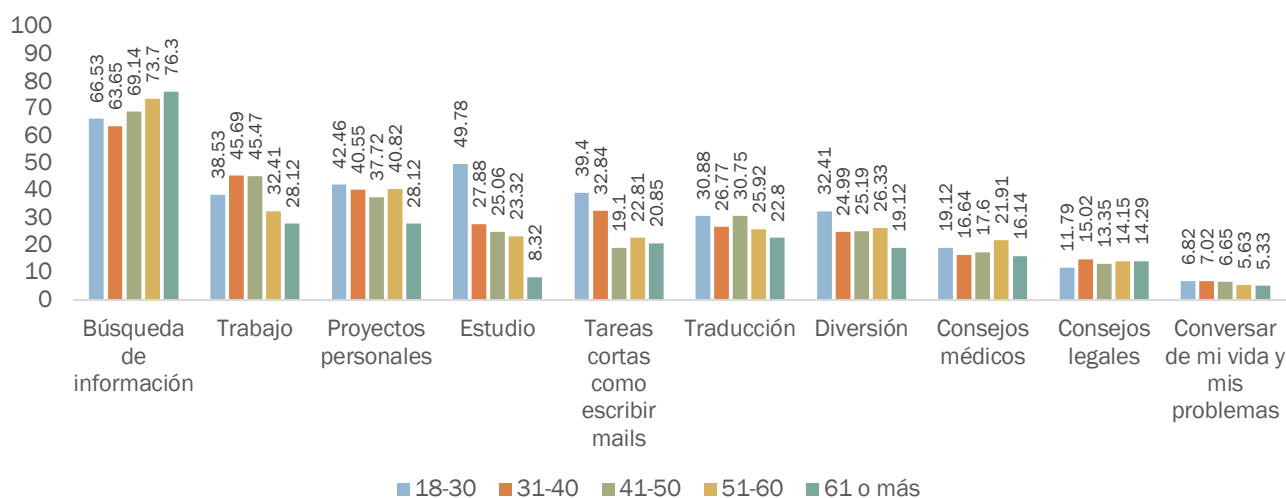
Finalmente, interesa conocer para qué se están utilizando estos servicios. Nuevamente se trata de una pregunta de selección múltiple, por lo que los porcentajes no suman 100%.

Gráfico 13. Usos de LLM



Fuente: Elaboración propia

Gráfico 14. Usos de LLM según edad



Fuente: Elaboración propia

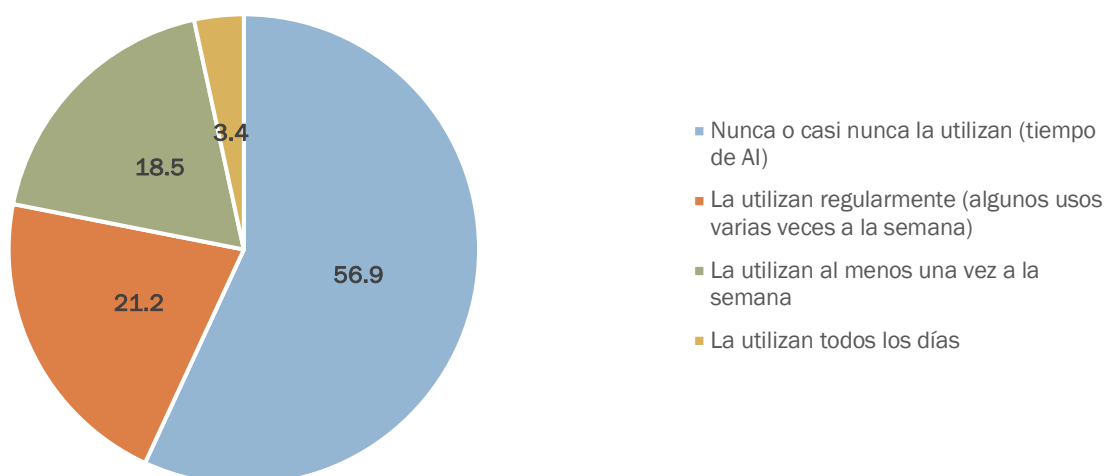
El uso más común es buscar información, con un 68,7%, seguido de fines laborales con un 41,9%, proyectos personales con un 38,9% y estudio con un 30,9%. Lo notorio del primer resultado es que una gran cantidad de personas estaría utilizando los chatbots como reemplazo de los buscadores tradicionales. Cabe destacar que hoy Google ha incorporado a Gemini de manera no opcional en sus búsquedas. Asimismo, un 19,6% declara usar la IA para pedir consejos médicos y un 13,7% para pedir consejos legales. Esto levanta alarmas ante la posibilidad de que tales servicios estén entregando información poco confiable en temas sensibles, que puedan poner en riesgo la salud de las personas o llevarlas hacia problemas legales si confían en ella sin corroborarla. Además, un 9% señala utilizar los chatbots para conversar de su vida o de sus problemas. Si bien es un porcentaje pequeño, resulta significativo que se le esté dando este tipo de uso, y se destaca aún más al cruzar los datos por edad.

En la figura 14 se aprecian claras diferencias por edad en algunas categorías. Como se anticipó, son las personas jóvenes quienes principalmente declaran usar los chatbots para conversar de su vida o sus problemas: un 14,29% de los jóvenes que usan chatbots declara ese fin. Por el contrario, la búsqueda de información general y médica es más común entre las personas mayores, llegando a un 76,3% y un 26,23% de las opciones respectivamente. También destaca que son los jóvenes quienes declaran utilizar más los LLM por razones de estudio (49,78%), resultado esperable debido a la etapa de la vida que atraviesan.

Uso de IA audiovisual

El segundo grupo de IA generativas estudiadas es el de aquellas que generan contenido audiovisual a través de comandos en lenguaje natural. Se subdividen en tres grandes categorías: las que generan imágenes (como Dall-E o Midjourney), las que generan videos (como Sora o Nano Banana) y las que generan música (como Suno).

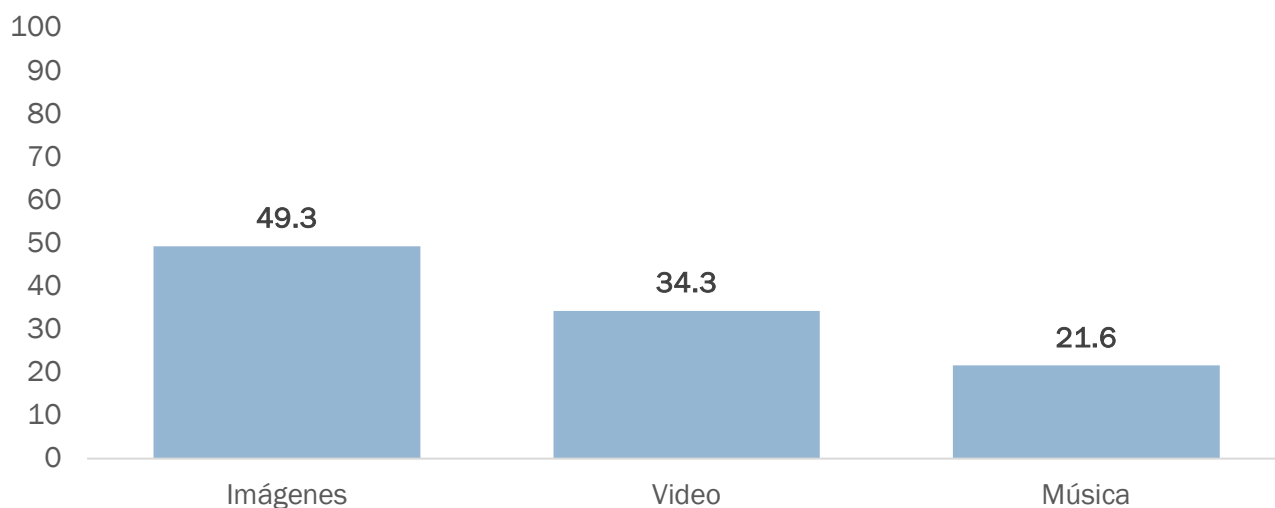
Gráfico 15. Frecuencia de uso de IA generativa audiovisual



Fuente: Elaboración propia

Un 56,9% declara no usar este tipo de servicios o utilizarlos casi nunca. Es decir, un 43,1% de las personas mayores de 18 años en Chile sí los utiliza. Entre ellas, un 5,4% declara usarlos todos los días y un 16,5% al menos una vez a la semana.

Gráfico 16. Tipos de IA audiovisual utilizada



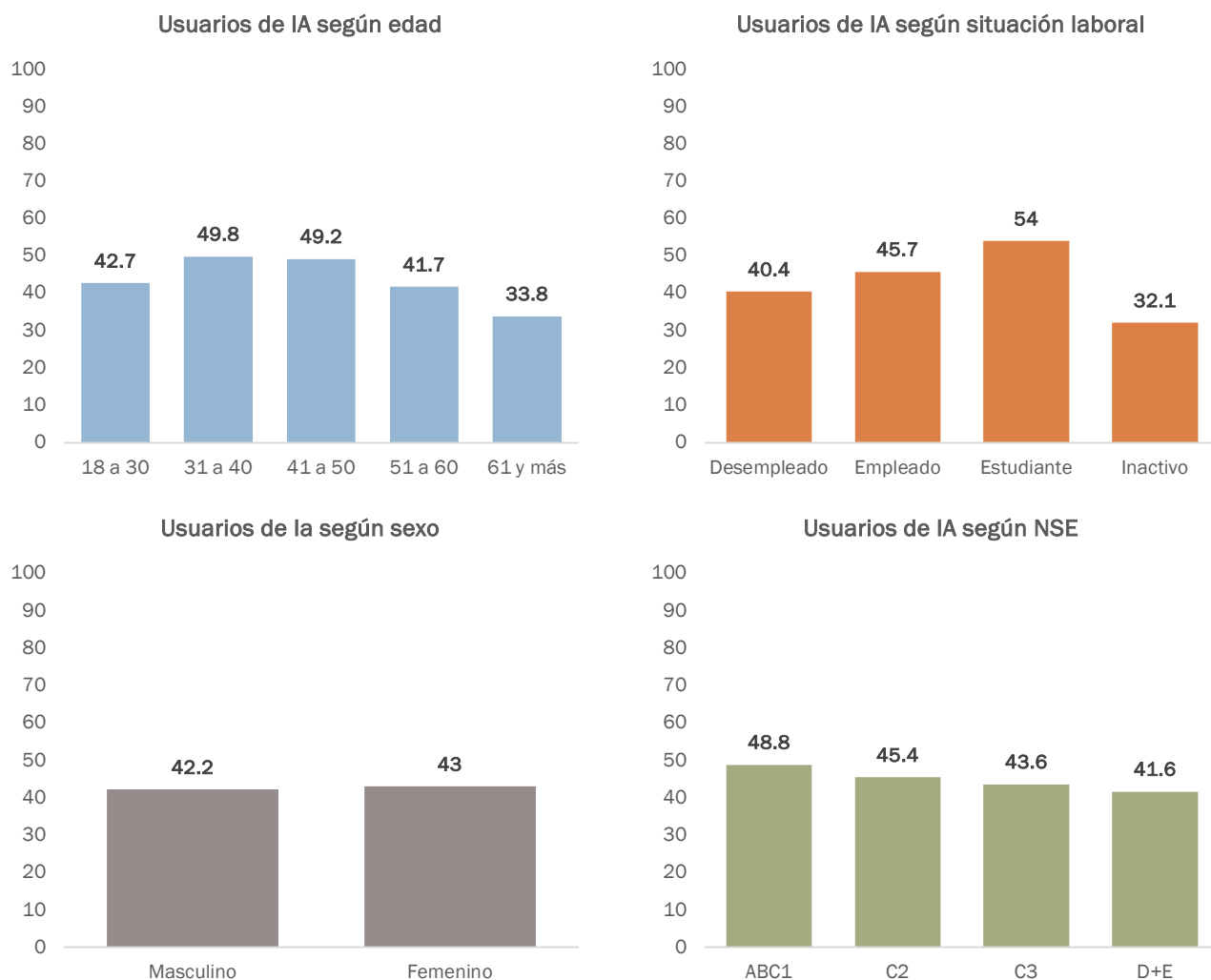
Fuente: Elaboración propia

La figura 16 muestra que, entre ese 43,1% que utiliza IA generativa audiovisual, un 49,3% la usa para generar imágenes, un 34,3% para generar videos y un 21,6% para generar música. Los valores no suman 100% porque se trata de una pregunta de opción múltiple. Los datos evidencian que la generación de imágenes es la más común y accesible. De hecho, la generación de videos puramente a través de lenguaje natural todavía tiene poca apertura hacia el público. Para OpenAI ha significado un problema, ya que sus servicios de generación de video ocupaban muchísimos más recursos que los beneficios que aportaban a la empresa. El servicio de generación de videos Sora fue discontinuado para el público el 26 de abril de 2026. Todavía persiste en su formato API, pero su discontinuación total está proyectada para septiembre de este año (OpenAI 2026). Este hito levantó preocupación en el ambiente de la inteligencia artificial generativa, ya que constituyó un caso en

que el desarrollo acelerado de estas tecnologías resultó demasiado exigente sobre los sistemas necesarios para sustentarla, es decir, sobre la capacidad de cómputo de los data centers.

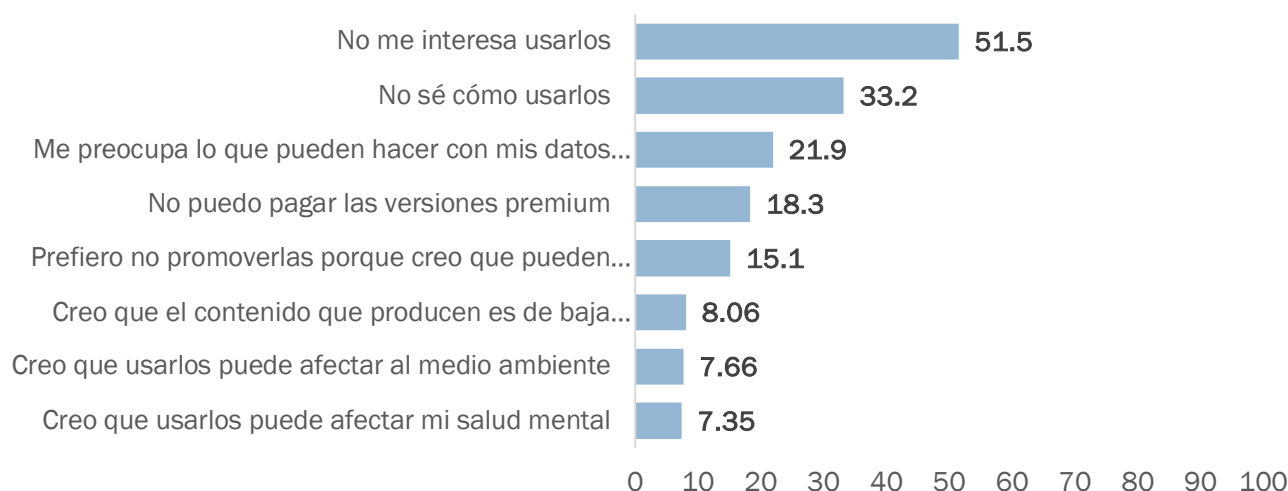
Dicho esto, es probable que ese 34,3% incluya a personas que están utilizando servicios de IA en redes sociales como Instagram y TikTok para editar videos, en lugar de generarlos desde cero.

Gráfico 17. Uso de IA audiovisual según edad, situación laboral, sexo y nivel socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

Gráfico 18. Razones para no usar IA audiovisual

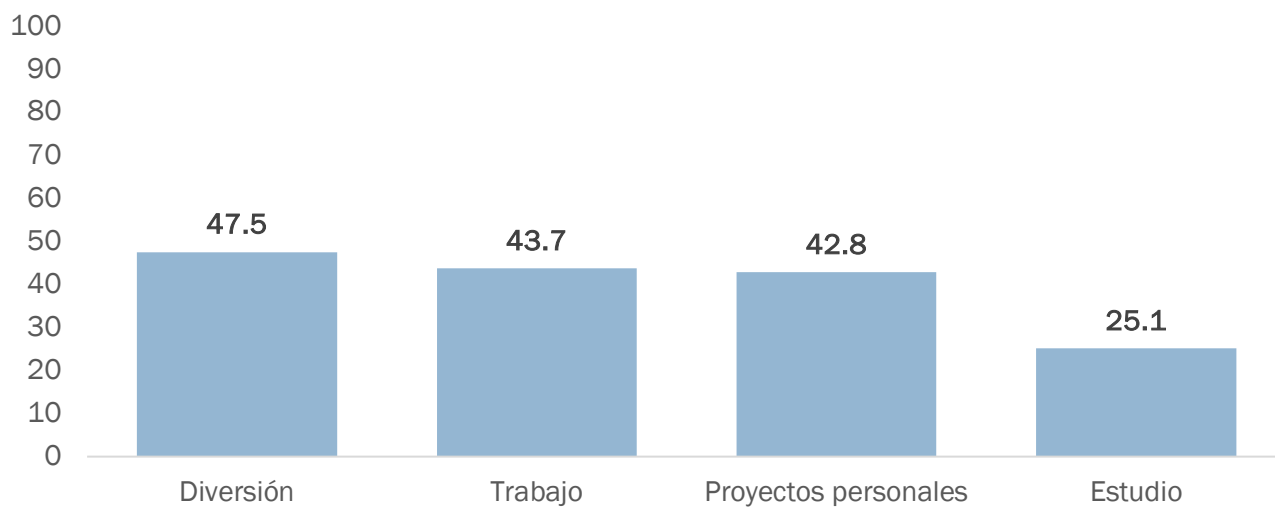


Fuente: Elaboración propia

En la figura 17 se observa que estos tipos de IA son más utilizados en los tramos de 31 a 50 años, específicamente por un 49,8% de las personas de 31 a 40 años y un 49,2% de las de 41 a 50. También son los estudiantes quienes más utilizan estas herramientas, con un 54%. Según nivel socioeconómico, son las personas ABC1 quienes más las utilizan, llegando a un 48,8%, y se observa una leve relación entre nivel socioeconómico y uso de IA audiovisual. No se observan diferencias sustantivas entre hombres y mujeres.

A quienes declararon no utilizar IA audiovisual se les preguntó por sus razones, también en formato de opción múltiple, por lo que los porcentajes no suman 100%. La razón más frecuente es el desinterés (51,5%), seguida de quienes declaran no saber cómo usarlas (33,2%) y de quienes dicen estar preocupados por el uso que pueda darse a sus datos personales (21,9%). La incapacidad de pagar las versiones premium solo es señalada por un 18,3%, algo lógico dado que muchos de estos servicios son gratuitos, al menos en sus versiones más básicas. Las razones de tipo social, medioambiental o de salud mental, que a veces aparecen en el debate público, no son señaladas como relevantes por la mayoría de los encuestados. Solo un 8,06% declara no utilizar los servicios de IA por considerar sus productos de mala calidad.

Gráfico 19. Usos de la IA audiovisual



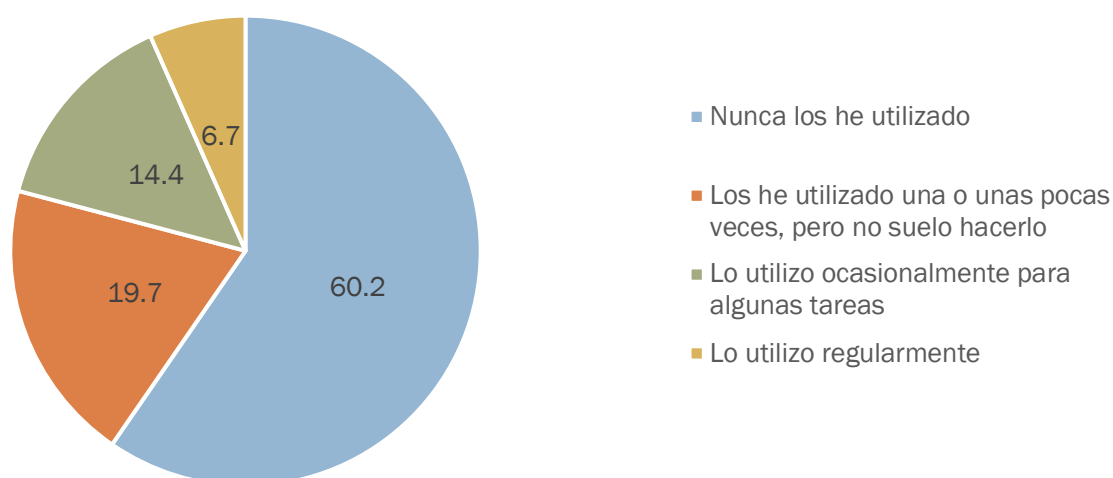
Fuente: Elaboración propia

La figura 19 muestra que el principal uso reportado de la IA audiovisual es la diversión (47,5%), unos cuatro puntos porcentuales por sobre el trabajo (43,7%). En esto difiere bastante de la situación observada para los LLM, donde la búsqueda de información y el trabajo son las opciones mayoritarias. Dicho esto, el porcentaje de usuarios de LLM que la usa para trabajar (41,9%) no es muy distinto del que muestra el presente gráfico. Dicho de otro modo, en lugar de concluir que los LLM se usan más para el trabajo que la IA audiovisual, la conclusión adecuada es que ambas se utilizan más o menos en la misma proporción para trabajar, pero las IA audiovisuales son más propensas a usarse por diversión.

Uso de IA agéntica

Finalmente, interesa conocer el uso de los agentes de inteligencia artificial. Vale la pena definir nuevamente el concepto. Se trata de servicios que tienen elementos tanto de IA generativa como predictiva. Además de responder a preguntas en lenguaje natural, tienen la capacidad de interactuar con otros archivos, páginas web o aplicaciones sin que medie directamente el usuario, y de iterar sobre sus propios resultados pasados hasta alcanzar un resultado. Conceptualmente, es lo más cercano a disponer de un asistente virtual completamente autónomo. Si bien las grandes empresas de inteligencia artificial han orientado sus modelos agentes hacia la programación, estos también pueden realizar labores fuera de ese ámbito.

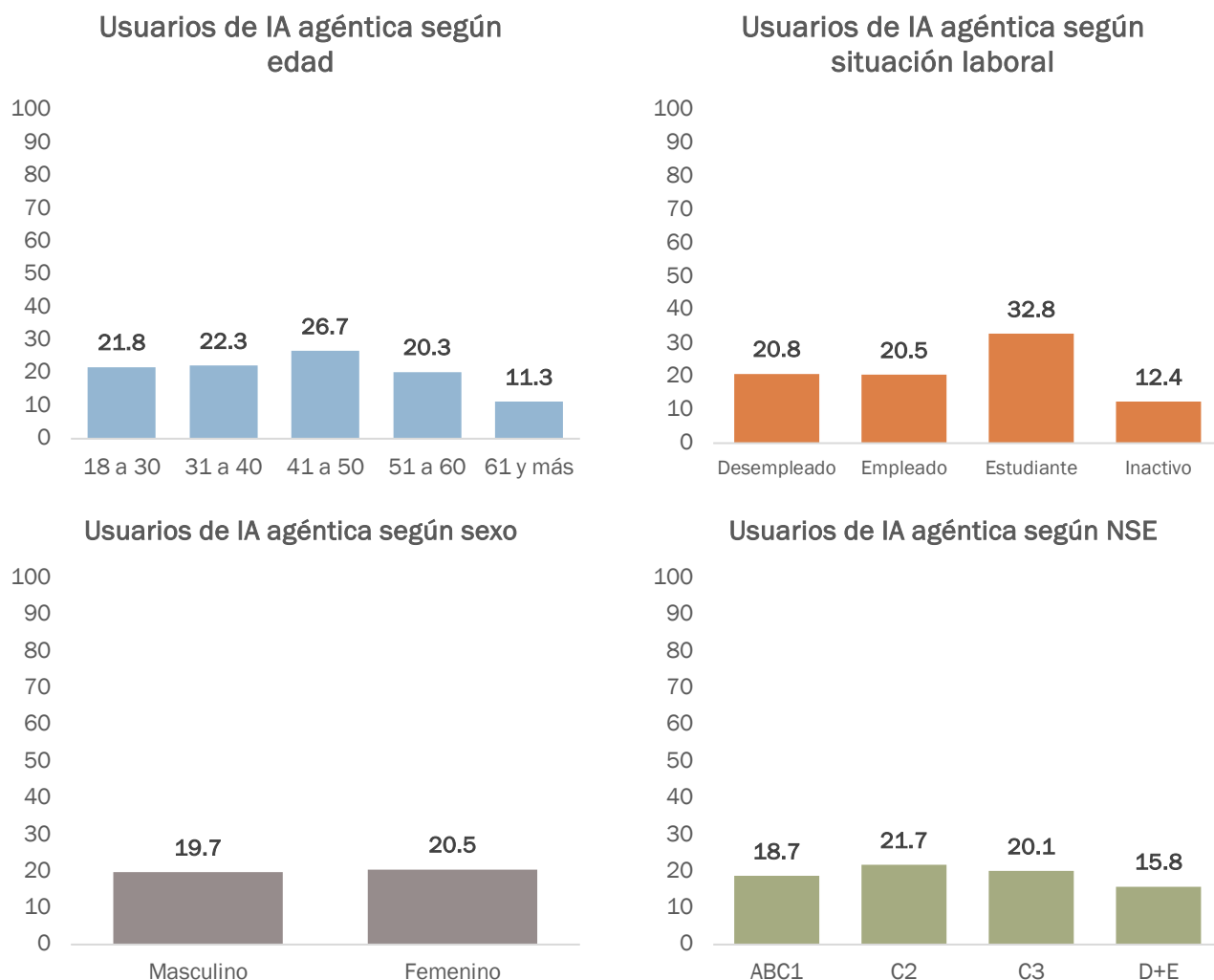
Gráfico 20. Frecuencia de uso de la IA agéntica



Fuente: Elaboración propia

Cabe destacar que, en anticipación de que los resultados mostrarían menos uso que en los otros servicios, esta pregunta no tiene exactamente las mismas categorías de respuesta que los otros dos grupos. Un 60,2% declara *nunca* haber utilizado estos servicios y un 19,7% afirma haberlos utilizado una o algunas pocas veces, pero sin que sea habitual, es decir, podría haberlos probado sin incorporarlos a su uso corriente ni siquiera de manera mensual. Dicho de otro modo, un 79,9% de los adultos chilenos nunca o casi nunca utiliza estos servicios y solo un 20,1% los utiliza al menos ocasionalmente. Un 6,7% declara utilizarlos regularmente, aunque no necesariamente todos los días.

Gráfico 21. Usuarios de IA agéntica según edad, situación laboral, sexo y nivel socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

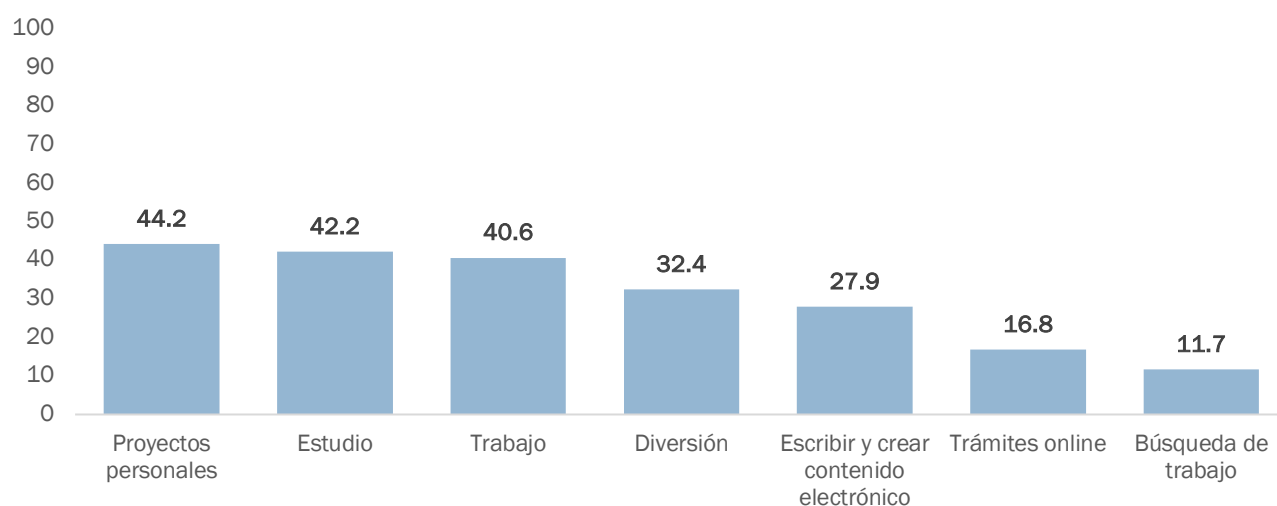
Los resultados se asemejan en estructura a lo visto para la IA audiovisual, aunque, dado que el uso es en general menor, todos los porcentajes son más bajos. El grupo que más utiliza estos servicios es el de los estudiantes, donde alcanza un 32,8%. La distribución etaria parece tener forma de campana, con las personas entre 41 y 50 años como las que más los utilizan (26,7%). A diferencia de otros servicios, aquí no son las personas ABC1 quienes reportan mayor uso, sino las del grupo C2 (21,7%). No se observan diferencias sustantivas según sexo.

Gráfico 22. Razones para no usar IA agéntica



Fuente: Elaboración propia

Gráfico 23. Usos de IA agéntica



Fuente: Elaboración propia

A diferencia de las otras tecnologías, la cantidad de personas que señala no saber cómo usarlo (35,7%) es ligeramente superior a la de quienes señalan que simplemente no les interesa (35,1%). La tercera razón más mencionada es no saber que existían (22,1%), lo que evidencia que todavía se trata de una tecnología sobre la que no hay pleno conocimiento en Chile. También un porcentaje importante reporta no entender qué ventaja ofrece su uso (16,6%). Esto es esperable, puesto que son servicios relativamente nuevos y su funcionamiento puede resultar menos transparente para los usuarios. Cabe destacar, además, que por su diseño los agentes de IA toman un tiempo significativo para realizar sus tareas asignadas, que puede ir desde 10 minutos hasta más de una hora y media. Ese tiempo de espera puede parecer excesivo para muchos usuarios acostumbrados a la instantaneidad con la que operan los chatbots.

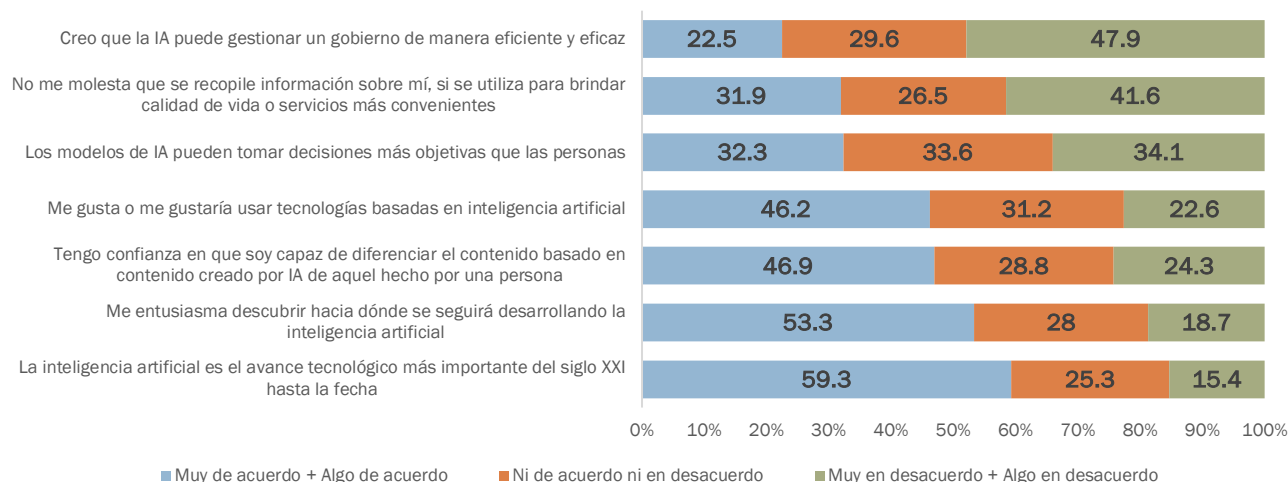
Entre quienes sí usan la IA agéntica, el uso más común son los proyectos personales (44,2%), seguido del estudio (42,2%) y luego del trabajo (40,4%). Es posible que los usuarios todavía no hayan llegado al punto de incorporar estos agentes en sus flujos normales de trabajo, como sí ocurre con los chatbots, y que por eso se

utilicen con mayor frecuencia en proyectos personales, que ofrecen la flexibilidad necesaria para probar nuevas tecnologías.

Percepciones sobre la IA

Finalmente, la encuesta incluyó una batería de once afirmaciones en escala de Likert con cinco alternativas de respuesta: “Muy en desacuerdo”, “Algo en desacuerdo”, “Ni de acuerdo ni en desacuerdo”, “Algo de acuerdo” y “Muy de acuerdo”. De esas once afirmaciones, siete pueden considerarse percepciones positivas de la IA y cuatro percepciones negativas.

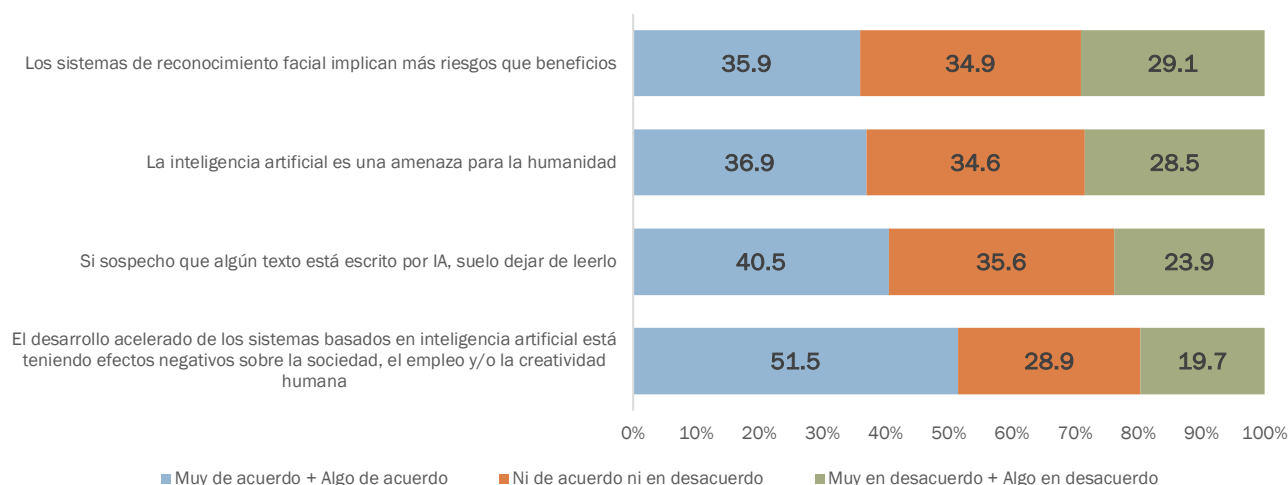
Gráfico 24. Percepciones positivas hacia la IA



Fuente: Elaboración propia

Un 59,3% considera que la IA es el avance tecnológico más importante del siglo y un 53,3% está entusiasmado por descubrir cómo se seguirá desarrollando esta tecnología en el futuro. También es notorio que un 46,9% se considera capaz de diferenciar el contenido hecho por una IA de aquel hecho por una persona. Por otro lado, un 47,9% de los respondientes está en desacuerdo con que la IA podría gestionar un gobierno de manera eficiente y eficaz.

Gráfico 25. Percepciones negativas hacia la IA

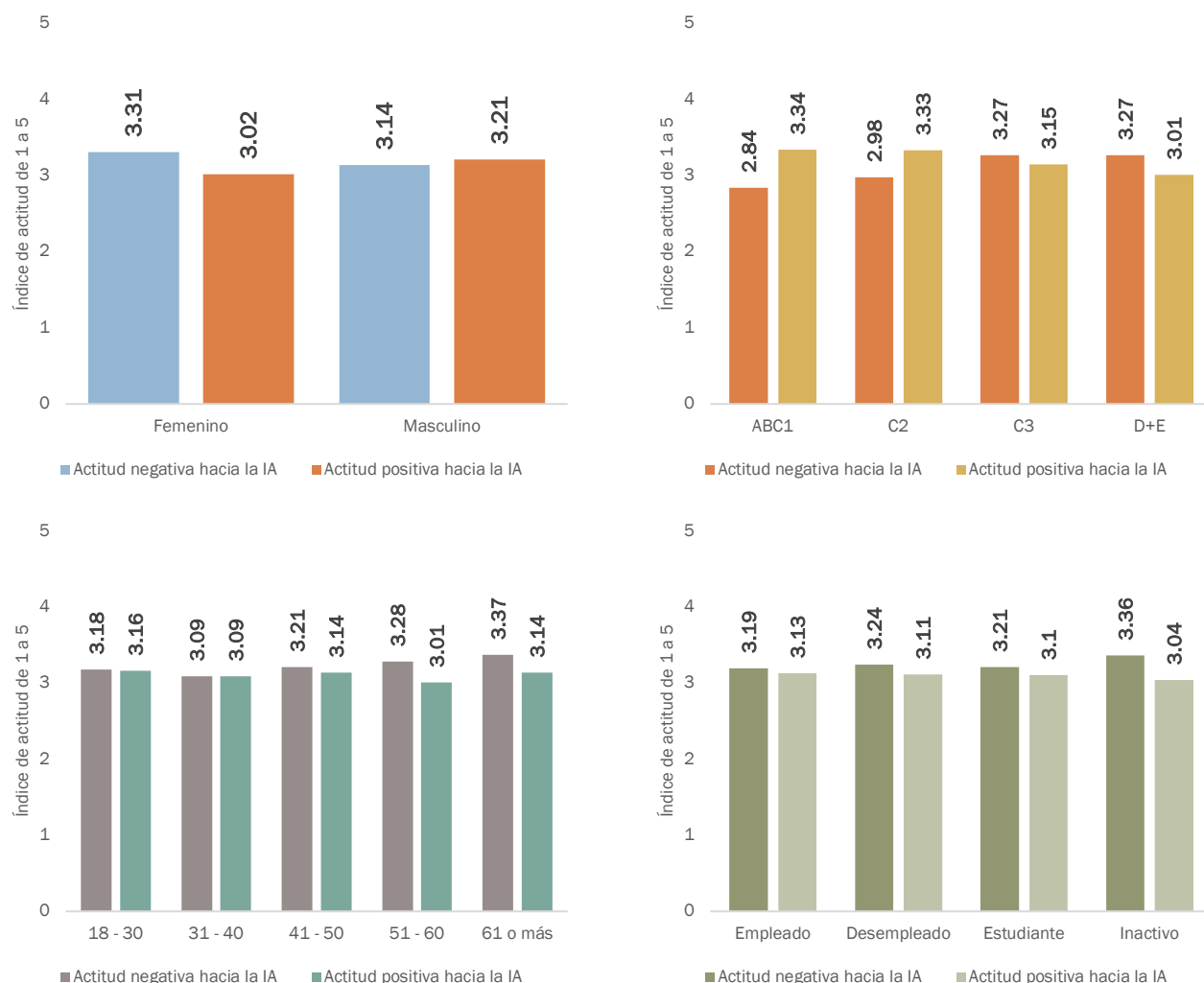


Fuente: Elaboración propia

Por su parte, un 51,5% cree que el desarrollo de la IA está teniendo efectos negativos sobre la sociedad y un 36,9% está de acuerdo con que la IA es una amenaza para la humanidad, porcentaje más alto que el de quienes están en desacuerdo con la afirmación (28,5%).

Las opiniones positivas y negativas no son excluyentes entre sí, ya que es posible que un mismo respondiente sostenga a la vez sensaciones de esperanza y entusiasmo y de preocupación hacia la IA. Por lo mismo, en lugar de construir un único indicador de percepción, resulta conceptualmente más apropiado agrupar las opiniones en dos indicadores distintos: un índice de percepciones positivas y un índice de percepciones negativas.

Gráfico 26. Índice de percepciones positivas o negativas según edad, situación laboral, sexo y nivel socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

Con las once afirmaciones agrupadas según su signo, se construyeron indicadores que promedian las respuestas señaladas para cada afirmación, asignándoles un puntaje de 1 a 5 según su nivel de desacuerdo o acuerdo. Puntajes más cercanos a 5 indican un alto nivel de acuerdo, mientras que aquellos más cercanos a 1 indican un alto nivel de desacuerdo, y un puntaje cercano a 3 indica una posición de indiferencia. En general, al observar promedios de grupos es normal que el valor sea cercano a 3, justamente porque se trata de un promedio entre quienes tienen percepciones negativas y quienes las tienen positivas, pero es posible observar algunas variaciones entre grupos. El alfa de Cronbach para el índice de actitud positiva es de 0,73, mientras que el de actitudes negativas es de 0,68. Este indicador expresa la fiabilidad de los índices compuestos, donde

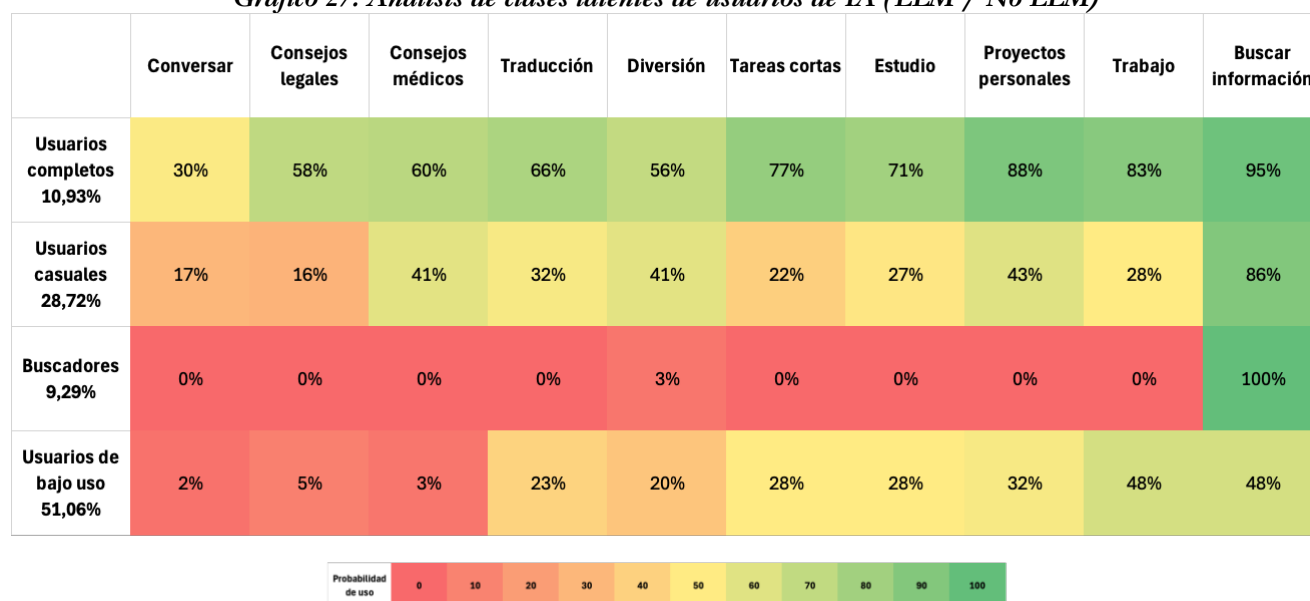
valores más cercanos a 1 señalan que las variables que lo componen miden un único concepto. Los valores obtenidos indican una fiabilidad moderada.

La figura 26 presenta los promedios con sus intervalos de confianza. En general se entiende que, si los intervalos de confianza de dos grupos coinciden, la diferencia entre ambos no es estadísticamente significativa, y en este caso no se observan diferencias lo suficientemente grandes como para afirmar con certeza la existencia de diferencias entre grupos. Los datos sugieren, sin embargo, una tendencia de los hombres a sostener actitudes más positivas que las mujeres respecto de la IA, de las personas de niveles socioeconómicos más altos a sostener actitudes más positivas que las de niveles más bajos, y de las personas mayores a sostener actitudes más negativas que las más jóvenes, aunque no ocurre lo mismo con las actitudes positivas, que se mantienen iguales con independencia de la edad.

Perfiles de usuarios de IA en Chile

Teniendo una matriz de variables categóricas conceptualmente relacionadas entre sí, pero sin ninguna forma de agrupación natural explícita, es posible aplicar un análisis de clases latentes para *encontrar* clases escondidas entre los datos. Estadísticamente, esto quiere decir grupos dentro de los cuales las correlaciones entre las variables seleccionadas tienden a cero, puesto que sería la pertenencia a cada grupo lo que explicaría las variaciones. Sustantivamente, el análisis permite identificar perfiles de usuario sustentados en los datos. Esto implica la posibilidad de encontrarse con agrupaciones inesperadas o bien con la confirmación de perfiles que se podrían haber presupuesto. Dicho en términos correctos, las clases nunca son completamente descubiertas, como quien descubre un mineral en la roca, puesto que siempre implican decisiones conceptuales y metodológicas que no pueden reducirse a un resultado estadístico.

Gráfico 27. Análisis de clases latentes de usuarios de IA (LLM / No LLM)



Fuente: Elaboración propia

Para el presente estudio se aplicó un análisis de clases latentes con las variables de uso de LLM. Se eligieron específicamente estas variables para construir un perfil de usuario, puesto que constituyen, dentro de la muestra, el grupo más numeroso de usuarios y por lo tanto aquel con mayor poder estadístico, y también el sustantivamente más representativo de los usuarios en general.

Considerando solo a quienes declararon utilizar LLM, el análisis representado en la figura 27 arroja cuatro clases: (A) usuarios completos, (B) usuarios casuales, (C) buscadores y (D) usuarios de bajo uso.

Usuarios completos. Representan un 10,93% del total de la muestra. Un usuario completo es aquel que utiliza los LLM para todas o casi todas las funciones posibles: trabajo, estudio, proyectos personales, búsqueda de información, tareas breves y otras. Son quienes reportan en general realizar todas las distintas funciones de la IA incluidas en la encuesta. En aquellas categorías que tenían bajas tasas de respuesta, los usuarios del grupo A son los que en mayor proporción declaran hacerlo.

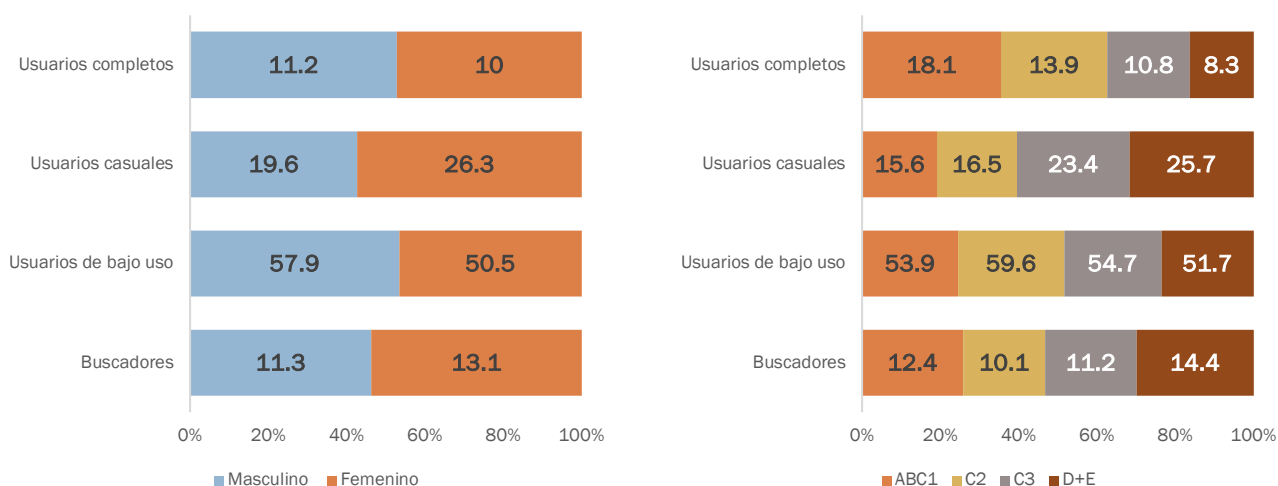
Usuarios casuales. Representan un 28,72% del total de la muestra. Un usuario casual es aquel que usa la IA por diversión, para la búsqueda de información general o para proyectos personales, pero que no suele darle mucho uso productivo. Es decir, no suele usar la IA para trabajar o estudiar, ni para automatizar tareas. Por lo general la usan en un nivel medio o bajo, pero con un uso particularmente alto para la búsqueda de información, la diversión y los proyectos personales.

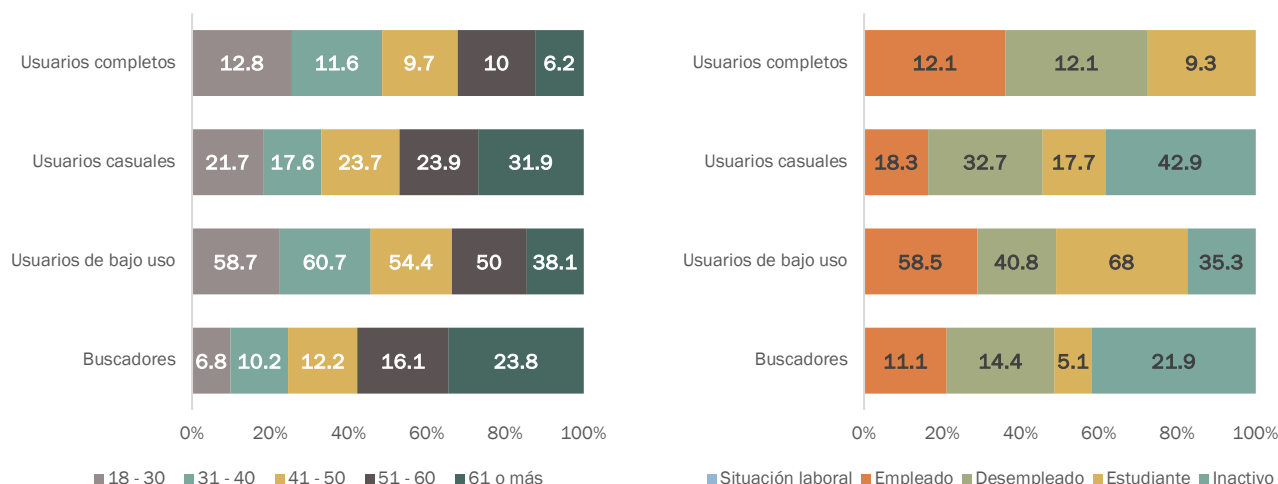
Buscadores. Representan un 9,29% del total de la muestra y, a juzgar por los datos, son el grupo más *sui generis* del análisis y la clase que sorprende. Son aquellos que utilizan la IA única y exclusivamente para buscar información general. Se podría decir que están reemplazando su uso tradicional de buscadores por chatbots, pero que, fuera de eso, no han adoptado profundamente la inteligencia artificial en sus vidas. Su porcentaje es pequeño, pero significativo.

Usuarios de bajo uso. Representan un 51,06% de los usuarios totales, es decir, son el grupo mayoritario. Son el inverso del usuario completo: quienes, sin un foco particular, utilizan en general pocas de las funciones que entrega la IA.

Cabe resaltar que la interpretación de estos datos, llevada a casos particulares, es que un miembro dado de cada uno de estos grupos tiene las probabilidades indicadas en la tabla de utilizar cada una de esas funciones. Un usuario de bajo uso tiene, por ejemplo, un 28% de probabilidades de usar la IA para el estudio. En concreto, lo más probable es que sus miembros solo utilicen la IA para una, dos o tres funciones, mientras que los usuarios completos tenderán a usarla para la mayoría de las funciones.

Gráfico 28. Distribución de perfiles de usuario según sexo, nivel socioeconómico, edad y situación laboral





Fuente: Elaboración propia

La figura 28 muestra cómo se distribuyen los perfiles de usuario en la población general. Saltan a la vista las diferencias según nivel socioeconómico y edad. Un 18,1% de los usuarios ABC1 son usuarios completos, el porcentaje más alto de todos los grupos. A la inversa, solo un 8,3% de las personas de niveles D y E lo son. Por edad, entre las personas mayores solo un 6,2% son usuarios completos, mientras que un 23,8% son buscadores, el porcentaje más alto de cualquier grupo. Por razones de diseño conceptual, es esperable que las personas inactivas no sean usuarios completos, ya que esa condición implicaría utilizar la IA para trabajo o estudio. Resulta interesante destacar que es entre los estudiantes donde se observa la mayor cantidad de usuarios de bajo uso. Dicho de otro modo, los estudiantes parecen usar la IA para una variedad de funciones en gran cantidad, pero sin llegar a un uso intenso.

Profundización en pequeña empresa y empleabilidad

Los resultados presentados hasta aquí describen qué hace la población chilena con la inteligencia artificial y qué opina de ella, pero dejan abiertas dos preguntas que el propio cuestionario sugiere sin poder responder. La primera es qué ocurre en las pymes respecto de cómo el uso de herramientas tecnológicas puede traducirse en mayor productividad. La segunda es el impacto de la tecnología en la búsqueda de trabajo y la empleabilidad de las personas. En ambos casos el instrumento principal permite observar la adopción de IA en el día a día, pero no las condiciones concretas de adopción en estos dos grupos.

Este capítulo presenta los resultados de los dos módulos descritos en la sección de métodos. Sus cifras son simples y no incorporan factor de expansión, de modo que no son directamente comparables con las del capítulo anterior. Su valor no está en la representatividad poblacional sino en describir el contexto en que la adopción ocurre o deja de ocurrir.

Módulo 1. Pequeñas y medianas empresas

Este módulo fue respondido por 368 propietarios de pequeñas y medianas empresas, con una distribución por sexo equilibrada. La distribución por rangos de edad se concentra en edades maduras: 64,7% tiene 41 años o más, mientras que el tramo de 18 a 30 años es el menor, con 14,9%. Es decir, el emprendimiento mejor representado en este instrumento corresponde mayoritariamente a personas adultas con un negocio en operación.

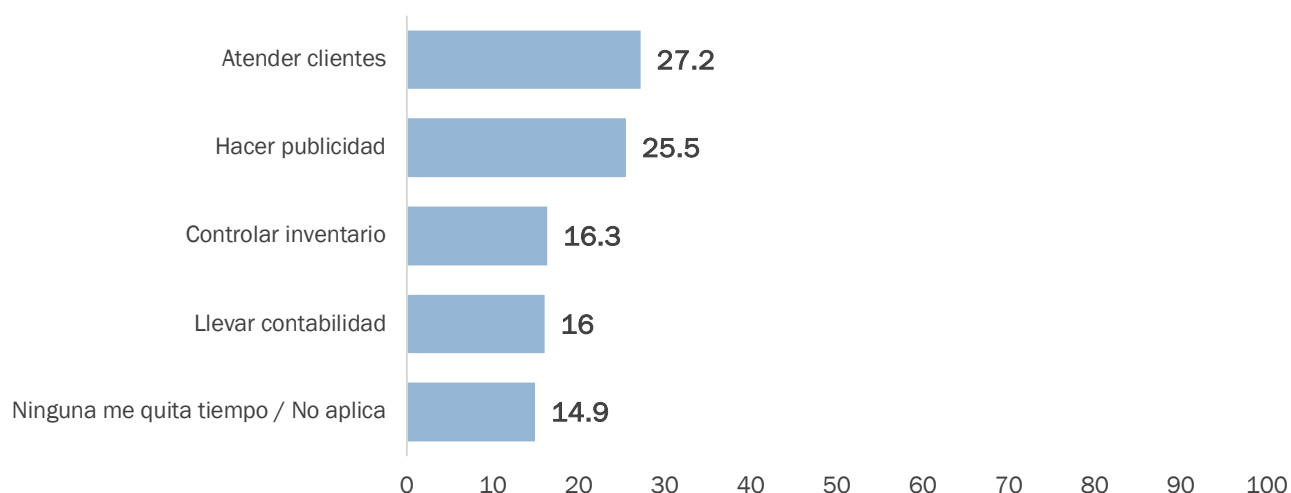
El perfil educacional de los encuestados contradice un supuesto que ha permeado el diseño de programas de apoyo a la pequeña empresa: la baja escolaridad. De hecho, un 70,7% de los respondientes declaran tener estudios técnicos o universitarios completos o incompletos, mientras que la educación básica como nivel máximo alcanzado es marginal.

Por otra parte, la situación laboral de los encuestados da cuenta de una situación interesante. La clasificación ocupacional de la encuesta con sus 10 categorías originales da cuenta de que una proporción importante de los propietarios de pymes complementan su negocio con otra actividad remunerada. Predominan los empleados administrativos o técnicos (20,9%), seguidos de trabajos menores e informales (16%) y ejecutivos medios o profesionales independientes (14,7%). Esto puede indicar que el negocio representa una fuente de ingreso complementaria a un trabajo relativamente estable, lo que condiciona tanto el tiempo disponible como las expectativas de crecimiento.

La carga operativa tiene varias aristas

Respecto a las tareas del negocio que consumen más tiempo de los encuestados, las respuestas se distribuyen de manera relativamente pareja. La atención de clientes (27,2%) y la publicidad (25,5%) encabezan las respuestas, seguidas por el control de inventario (16,3%) y contabilidad (16%). Un 14,9% declara que ninguna tarea sobresale entre las demás por consumir tiempo de manera considerable.

Gráfico 29. De las tareas de su negocio, ¿cuál le quita más tiempo hoy? (%).



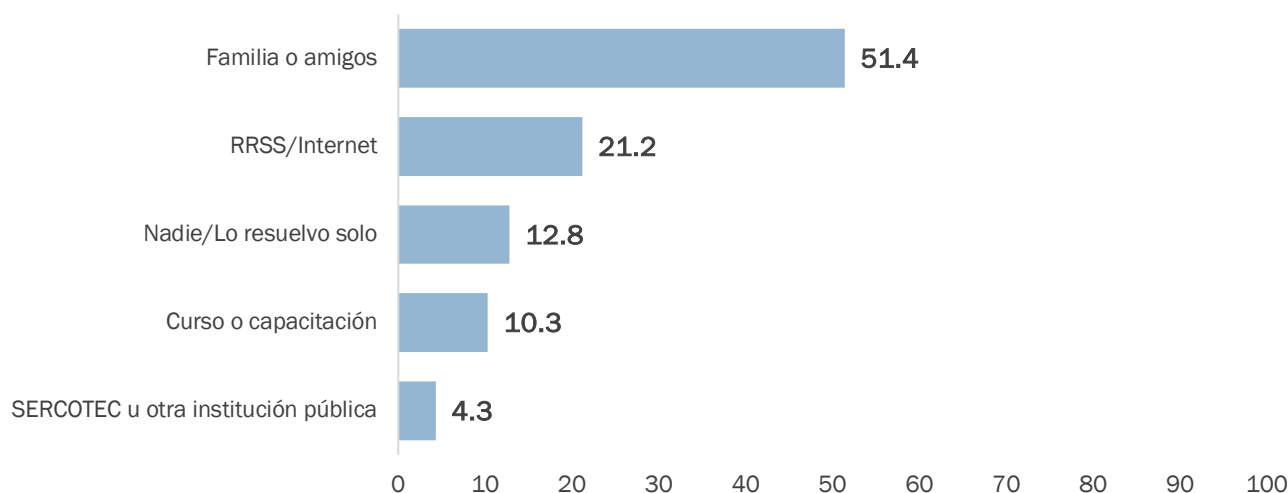
Fuente: elaboración propia

La consecuencia de esta realidad tiene una influencia directa en el diseño de intervenciones. Una herramienta orientada exclusivamente a una función del negocio, por ejemplo, contabilidad, deja fuera a más del 80% de la demanda declarada y no se observa una tarea dominante que permita concentrar esfuerzos en una sola solución. Un criterio de priorización podría ser considerar la atención de clientes y la publicidad en particular, dado que concentran más de la mitad de las respuestas.

La ayuda circula por canales informales

Respecto a quien recurren primero los encuestados cuando necesitan ayuda para su negocio, más de la mitad de ellos señalan a la familia o amigos (51,4%), seguidos por redes sociales o internet (21,2%) y quienes declaran resolverlo por su cuenta (12,8%). Un curso o capacitación representa 10,3% de las menciones y recurrir a SERCOTEC u otra institución pública solo concentra 4,3% de las respuestas.

Gráfico 30. Cuando necesitas ayuda para tu negocio, ¿a quién recurres primero?



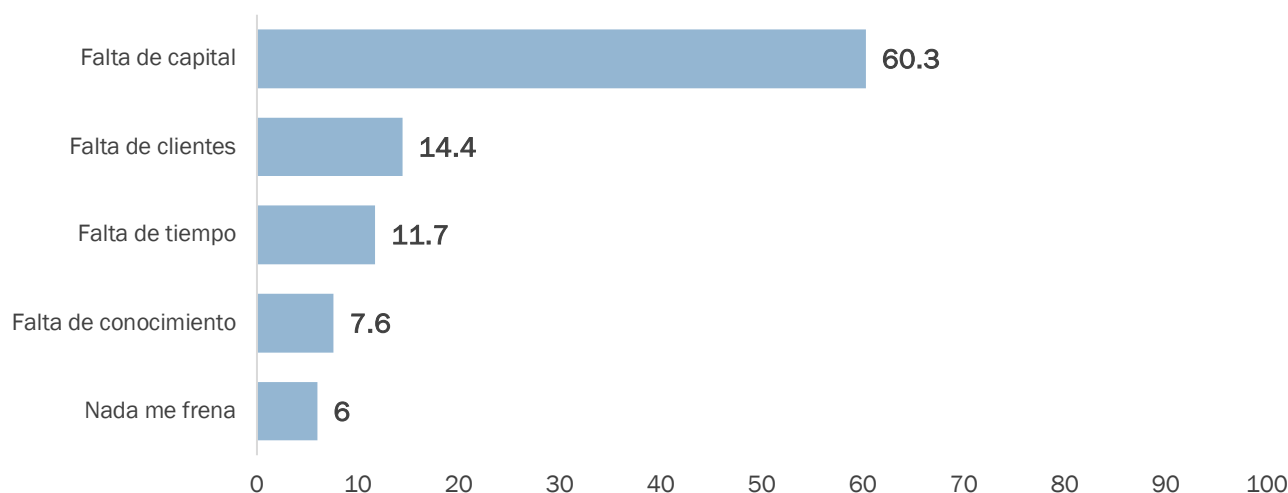
Fuente: Elaboración propia

Esto no indica falta de ayuda, sino que la existencia de un circuito de ayuda cerrado y de proximidad. La red informal absorbe la demanda de asistencia antes que la institucionalidad, y lo hace con la información disponible en el propio entorno del negocio. En términos prácticos, un programa público que dependa de una convocatoria abierta y de búsqueda activa por parte de los beneficiarios compite con un canal más rápido, sin costo de transacción y con mayor confianza percibida.

La principal barrera excede el alcance de lo digital

La distribución de barreras declaradas para el crecimiento del negocio está fuertemente concentrada en la falta de capital (60,3%). Esto es más que el doble de la suma de las dos categorías siguientes, que son la falta de clientes (14,4%) y la falta de tiempo (11,7%). La falta de conocimiento, que es precisamente el obstáculo que una capacitación digital abordaría directamente, es mencionada sólo por un 7,6%.

Gráfico 31. ¿Qué te frena hoy para hacer crecer tu negocio?



Fuente: Elaboración propia

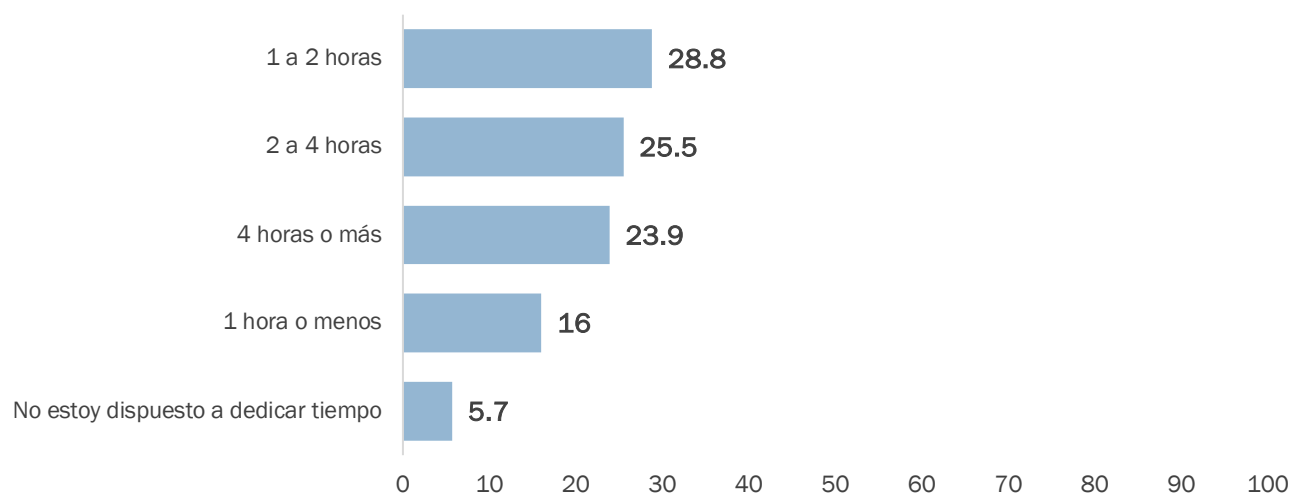
La barrera principal declarada por las personas propietarias de pequeñas empresas no se resuelve mediante capacitación o digitalización, sino mediante acceso a financiamiento. Las herramientas digitales pueden incidir

sobre barreras secundarias como la captación de clientes o la administración del tiempo, y allí sí disponen de espacio, pero una oferta de capacitación presentada como respuesta al problema de crecimiento se enfrenta a la percepción declarada por seis de cada diez encuestados.

De la disposición a la intensidad

94,3% de los encuestados declara estar dispuesto a dedicar al menos 1 o 2 horas de tiempo semanal al aprendizaje de una herramienta digital y solo 5,7% indica no estar dispuesto. Tal diferencia debe ser interpretada con cautela, dado que las preguntas de disposición declarada tienden a inflar sus resultados debido a la deseabilidad social. Su utilidad radica en la posibilidad de descartar la existencia de resistencias masificadas.

Gráfico 32. Si una herramienta digital te ayudara a vender más o ahorrar tiempo, ¿Cuánto tiempo semanal estarías dispuesto a dedicar a su aprendizaje?

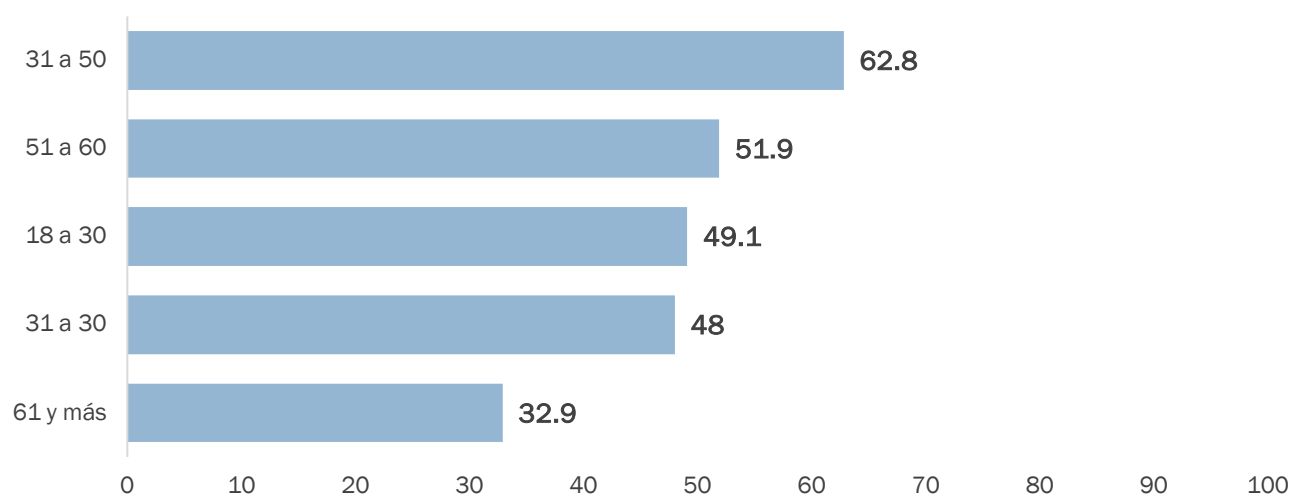


Fuente: Elaboración propia

El análisis aumenta su poder informativo al desplazar la atención desde la disposición a la intensidad. Es decir, centrándonos exclusivamente en quienes están dispuestos a dedicar dos horas semanales o más, aparecen diferencias que la versión original de la variable impide observar.

La primera corresponde a edad. La proporción de encuestados dispuesta a dedicar dos o más horas semanales alcanza su máximo en el rango etario de 41 a 50 años (62,8%) y su mínimo en de 61 años o más (32,9%), una diferencia de casi treinta puntos porcentuales.

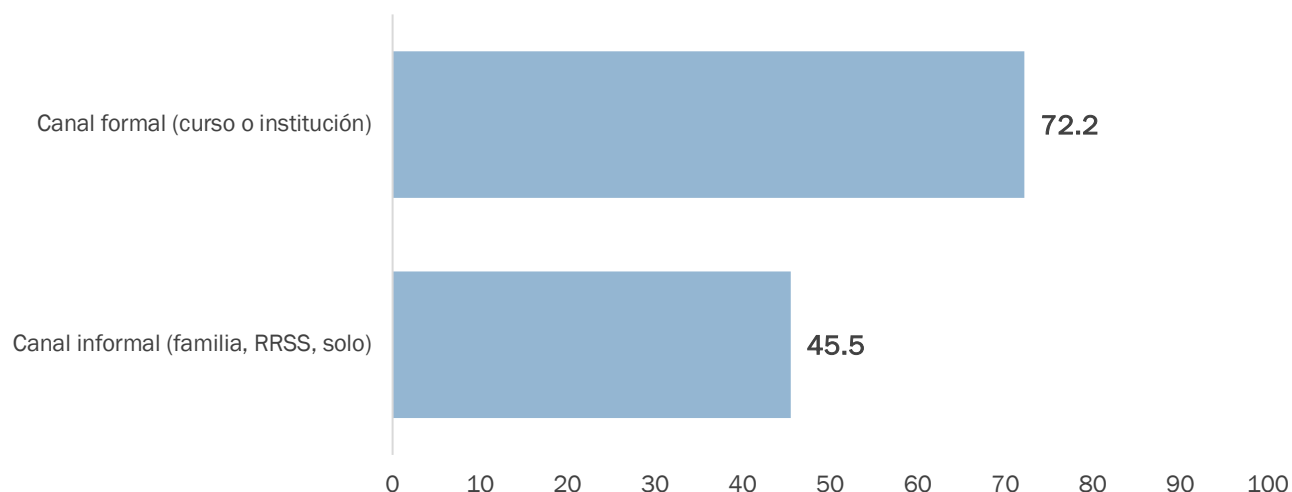
Gráfico 33. Disposición dedicar dos horas semanales o más al aprendizaje de una herramienta digital, según rango etario



Fuente: Elaboración propia

La segunda diferencia emergente al colapsar la variable disposición corresponde al canal de ayuda que la persona utiliza. Entre quienes recurren a un canal formal, es decir a un curso, capacitación o institución pública, un 72,2% está dispuesto a dedicar dos horas semanales o más, frente a un 45,5% entre quienes recurren a la familia, redes sociales o a nadie. La diferencia llega a casi 27 puntos porcentuales.

Gráfico 34. Disposición a dedicar dos horas semanales o más al aprendizaje de una herramienta digital, según el canal de ayuda utilizado



Fuente: Elaboración propia

Este segundo resultado permite dos lecturas posibles. Por una parte, puede indicar que el contacto previo con la oferta formal predispone a invertir tiempo en aprendizaje, o bien que las personas con mayor disposición a aprender son las que también buscan canales formales. En ambos casos la implicancia es la misma: el segmento que ya tiene contacto institucional, aunque pequeño, concentra una disposición declarada sustancialmente mayor, mientras que el 85,3% de aquellos que no tienen relación con instituciones relacionadas al aprendizaje, combinan esta ausencia de contacto con una menor disposición a comprometer tiempo.

Un segmento sin carga operativa declarada

El 14,9% de los encuestados que indican que ninguna tarea particular del negocio les consume tiempo de manera relevante no constituye una categoría residual, sino que configuran un perfil que se sostiene al examinarlo en cruce con las demás preguntas del módulo.

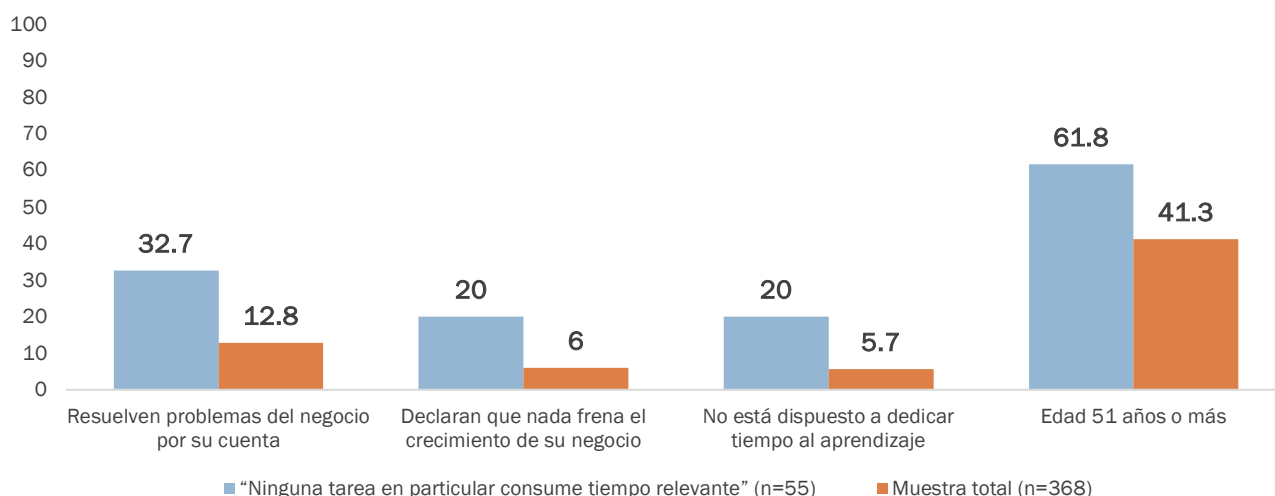
Dentro de este grupo, compuesto por 55 casos, 32,7% de ellos declara resolver los problemas del negocio por su cuenta frente al 12,8% que representan de la muestra total. 20% declara que nada frena el crecimiento de su negocio frente a sólo un 6% del conjunto general. 20% no está dispuesto a dedicar tiempo alguno al aprendizaje contra un 5,7% y un 61,8% tiene 51 años o más frente a un 41,3% en la muestra general.

Tabla 5. Comparación del perfil "ninguna actividad consume mucho tiempo" con la muestra total según variables del módulo

Característica	"Ninguna tarea consume tiempo relevante" n=55 (14.9%)	Muestra total: N=368
Resuelven problemas del negocio por su cuenta	32.7%	12.8%
Declaran que nada frena el crecimiento de su negocio	20%	6%
No está dispuesto a dedicar tiempo al aprendizaje	20%	5.7%
Edad 51 años o más	61.8%	41.3%

Fuente: Elaboración propia

Gráfico 35. Comparación del perfil "ninguna actividad consume mucho tiempo" con la muestra total según variables del módulo



Fuente: Elaboración propia

Esto daría cuenta de que este perfil concentra negocios de baja intensidad operativa, autónomamente gestionados, sin expectativas declaradas de crecimiento y con escasa participación a invertir tiempo en aprendizaje. La convergencia de cuatro indicadores independientes sobre el mismo grupo refuerza la lectura, aunque el tamaño de la submuestra sólo permite establecer una hipótesis descriptiva y no un segmento consolidado en su definición.

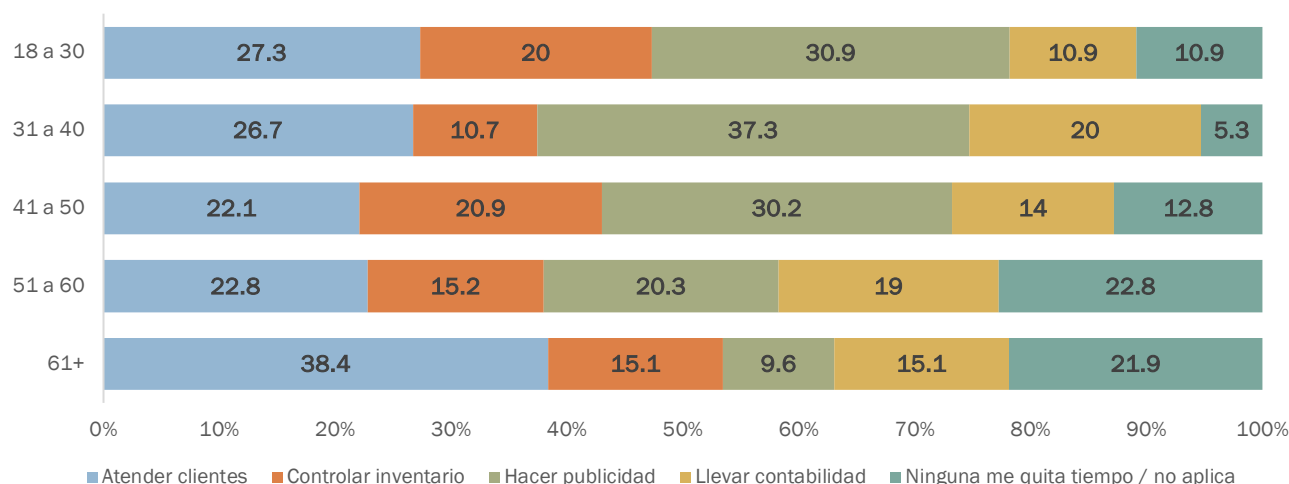
De cara a la política pública, la mayor relevancia de esta hipótesis es la relación entre la ausencia de problemas declarados y la falta de disposición. De las 22 personas que declaran que nada frena su negocio, 40,9% de ellas

no está dispuesta a dedicar tiempo al aprendizaje digital, frente a un 3,5% que si declaran alguna barrera. Aunque el grupo es pequeño, el contraste es de una magnitud que ninguna variable de segmentación sociodemográfica del módulo alcanza. Quien no percibe problemas, por tanto, no busca una solución. Y ese es el obstáculo más difícil de superar mediante oferta de formación o digitalización.

Diferencias por rango etario en el diagnóstico del negocio

La lectura más nítida emergente del cruce entre las variables sociodemográficas y las variables de respuesta del módulo corresponde a la percepción de qué tarea del negocio consume más tiempo según los distintos rangos etarios. Adicionalmente, es el cruce del módulo que consigue el mayor número de casos en todas sus combinaciones. Es decir, su distribución es homogénea y captura un gran número de los participantes de la encuesta.

Gráfico 36. De las tareas de tu negocio, ¿cuál te quita más tiempo hoy? Según rango etario



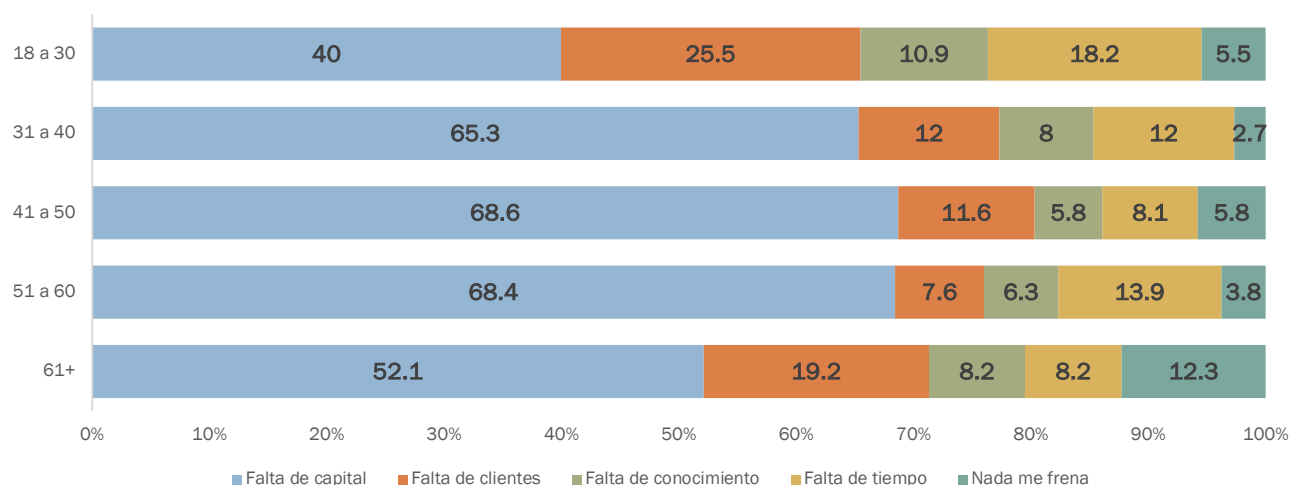
Fuente: Elaboración propia

El patrón se concentra en los extremos. En el rango de mayor edad la atención de clientes alcanza el 38,4%, mientras que la publicidad cae a un 9,6%. En el tramo de 31 a 40 años ocurre lo inverso, con la publicidad como tarea principal para un 37,3%. La respuesta que indica que ninguna tarea consume tiempo relevante crece de forma sostenida con la edad, desde un 10,9% en el tramo más joven hasta un 21,9% en el de mayor edad.

La interpretación sustantiva es que no se trata del mismo tipo de negocio. Las personas propietarias de mayor edad operan negocios de menor intensidad, centrados en la relación directa con la clientela, mientras las de edad intermedia se encuentran en una fase de crecimiento cuyo problema declarado es la captación. Ofrecer un programa de marketing digital a una persona propietaria de 65 años equivale a ofrecerle la solución de un problema que no declara tener.

El segundo cruce de interés corresponde al de tramo etario con barreras para el crecimiento.

Gráfico 37. ¿Qué te frena hoy para hacer crecer tu negocio? Según rango etario



Fuente: Elaboración propia

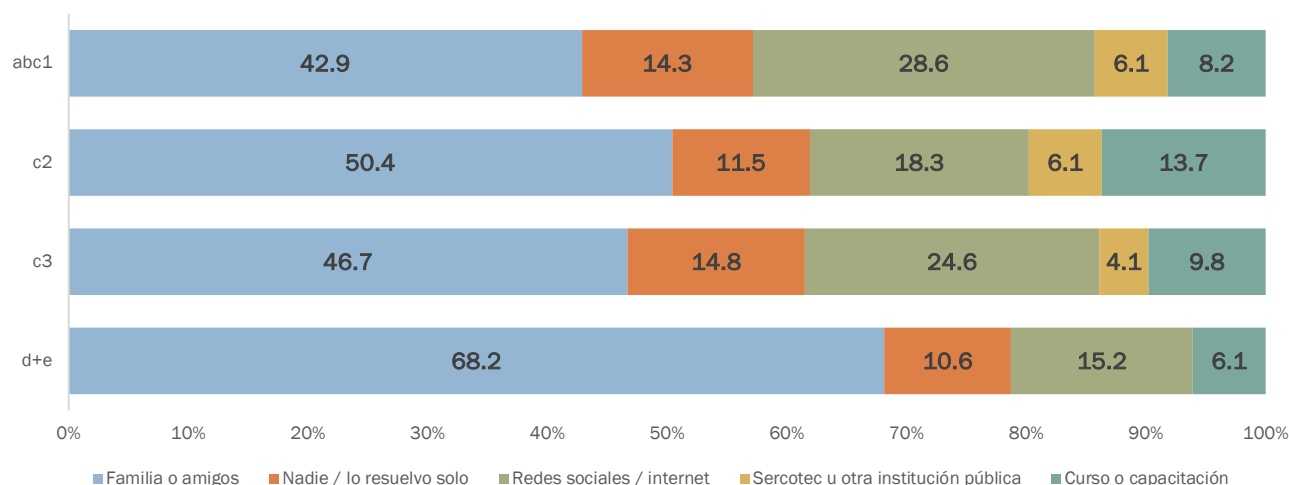
La falta de capital es el obstáculo más citado entre 41 y 60 años (68%), subiendo desde 40% en los jóvenes y bajando a 52% después de los 60. La falta de clientes funciona al revés: dispara en los extremos (25,5% en 18-30 y 19,2% en 61+) y cae en el medio (7,6%-12%). El 12,3% de los mayores de 60 dice que nada frena su negocio, más del doble que en otros tramos.

El patrón refleja el ciclo de vida del negocio: los jóvenes aún no consolidan clientela, los de edad intermedia ya la tienen y enfrentan el financiamiento como obstáculo, y los mayores reducen sus ambiciones de crecimiento, consistente con su menor disposición a invertir tiempo en aprendizaje.

El canal de ayuda según grupo socioeconómico

La dependencia de familia y amigos para resolver problemas de negocio baja de 68,2% en D+E a 42,9% en ABC1, mientras el uso de redes sociales e internet sigue la gradiente inversa, duplicándose de 15,2% a 28,6%. Los canales institucionales (Sercotec u otras instituciones públicas) son totalmente ignorados por el grupo D+E, aunque en los demás grupos también son minoritarios (4%-6%).

Gráfico 38. Cuando necesitas ayuda para tu negocio, ¿a quién recurres primero?



Fuente: Elaboración propia

Estos resultados dan cuenta de una brecha del alcance de las instituciones precisamente en el segmento que más necesitaría el apoyo. Además, esto cobra relevancia adicional al contrastar las cifras con la figura 34: Si la utilización de canales formales se asocia a una mayor disposición a invertir tiempo en aprendizaje, la ausencia de canal y la menor disposición se pueden reforzar mutuamente de manera negativa.

Cuatro perfiles de pyme

A través de un análisis de segmentación por conglomerados sobre las 9 variables del módulo, fue posible identificar cuatro perfiles de propietarios de pymes de tamaños comparables, cuyas características son las siguientes.

A: propietarios con capital social alto y mayor disposición horaria

98 hombres, el grupo socioeconómico más alto (78,5% C2/ABC1) y con educación mayoritariamente universitaria. Su carga operativa se concentra en atender clientes (32,7%) y publicidad (27,6%); su barrera principal es la falta de capital (74,5%), seguida de falta de clientes (22,4%, la más alta de los cuatro grupos). Es el que más disposición muestra a dedicar dos horas semanales o más (55,1%) y el que menos depende de la familia entre los tres grupos con restricción de capital. Son negocios en fase de crecimiento, con recursos educativos y de red, limitados por financiamiento y ampliación de cartera: el segmento con mayor probabilidad de aprovechar contenidos de nivel intermedio y mayor compromiso horario.

C: Propietarias con problema de captación

104 mujeres, NSE medio, con formación técnica o universitaria y ocupaciones administrativas o profesionales. Se distingue por su carga operativa: publicidad (37,5%, el valor más alto de los cuatro grupos), muy por encima de atender clientes (23,1%). Tiene el mayor contacto con canales formales (22,1%) y el menor rechazo a dedicar tiempo (1,9%), aunque prefiere compromisos breves (una a dos horas, 37,5%, el máximo de la tabla). Son negocios cuya dificultad es captar clientes, conducidos por personas receptivas a la oferta formal, pero con poca disponibilidad horaria: el segmento de mejor calce con marketing digital en formato breve.

B: El segmento de mayor precariedad

97 personas, mayoritariamente mujeres, con tres marcas que no se repiten juntas en ningún otro grupo: educación media completa (70,1%), NSE D+E (54,6%) y trabajos menores e informales como ocupación modal (42,3%). Es el grupo con mayor dependencia de familia y amigos (71,1%), menor contacto con canales formales (5,2%, un tercio del promedio) y mayor restricción de capital (76,3%); prefiere compromisos horarios breves (una a dos horas). La combinación de mayor necesidad y menor acceso institucional lo convierte en el segmento prioritario del módulo, y también en el más difícil de alcanzar por vías convencionales, justamente porque es el que menos las utiliza.

D: Negocios sin restricción de capital y con bajo compromiso

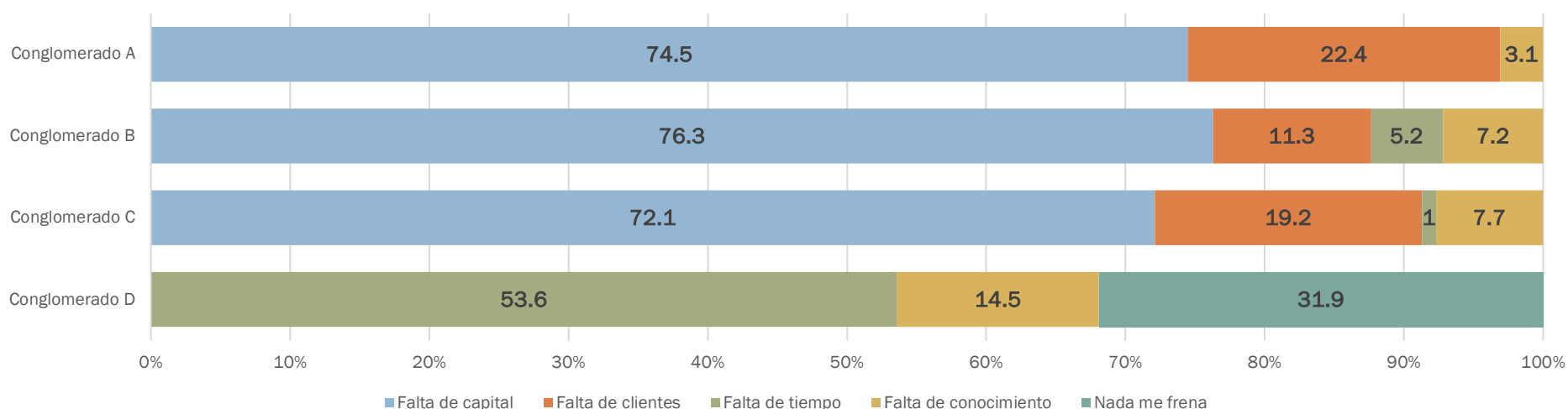
69 personas, el único grupo cuya barrera no es el financiamiento: nadie menciona falta de capital ni de clientes, y su barrera es la falta de tiempo (53,6%) o la ausencia de barreras (31,9%). Concentra la mayor proporción de personas de 61 años o más, la mayor tasa de quienes dicen que ninguna tarea les consume tiempo (23,2%), la mayor tasa de quienes resuelven problemas por su cuenta (23,2%) y, coherentemente, el mayor rechazo a dedicar tiempo al aprendizaje (15,9%, cinco veces el promedio del resto). Coincide con el segmento sin carga operativa ya descrito y confirma su existencia por otra vía: no son personas con dificultades para adoptar herramientas digitales, sino personas que no declaran un problema que resolver.

Tabla 6. Características de los conglomerados identificados

Rasgo	A (n=98)	B (n=97)	C (n=104)	D (n=69)
Sexo	100% hombres	61% mujeres	100% mujeres	58% hombres
Edad modal	41 a 50 (28,6%)	51 a 60 (24,7%)	41 a 50 (26,9%)	61 o más (24,6%)
Educación modal	Universitaria completa (38,8%)	Media completa (70,1%)	Técnica completa (29,8%)	Universitaria completa (23,2%)
Ocupación modal	Empleado administrativo (31,6%)	Trabajos menores e informales (42,3%)	Empleado administrativo (27,9%)	Empleado administrativo (24,6%)
Nivel socioeconómico	C2: 52,0% ABC1: 26,5%	D+E: 54,6% C3: 44,3%	C2: 53,8% C3: 29,8%	C3: 44,9% C2: 33,3%
Tarea que más consume	Atender clientes (32,7%)	Atender clientes (27,8%)	Hacer publicidad (37,5%)	Atender clientes (24,6%)
Barrera principal	Falta de capital (74,5%)	Falta de capital (76,3%)	Falta de capital (72,1%)	Falta de tiempo (53,6%)
Fuente de ayuda	Familia (48,0%)	Familia (71,1%)	Familia (45,2%)	Familia (37,7%)
Contacto con canal formal	16,3%	5,2%	22,1%	14,5%
Dedicaría dos horas o más	55,1%	48,5%	46,2%	47,8%
No dedicaría tiempo	3,1%	5,2%	1,9%	15,9%

Fuente: Elaboración propia

Gráfico 39. Barrera declarada para el crecimiento del negocio, según conglomerado



Fuente: Elaboración propia

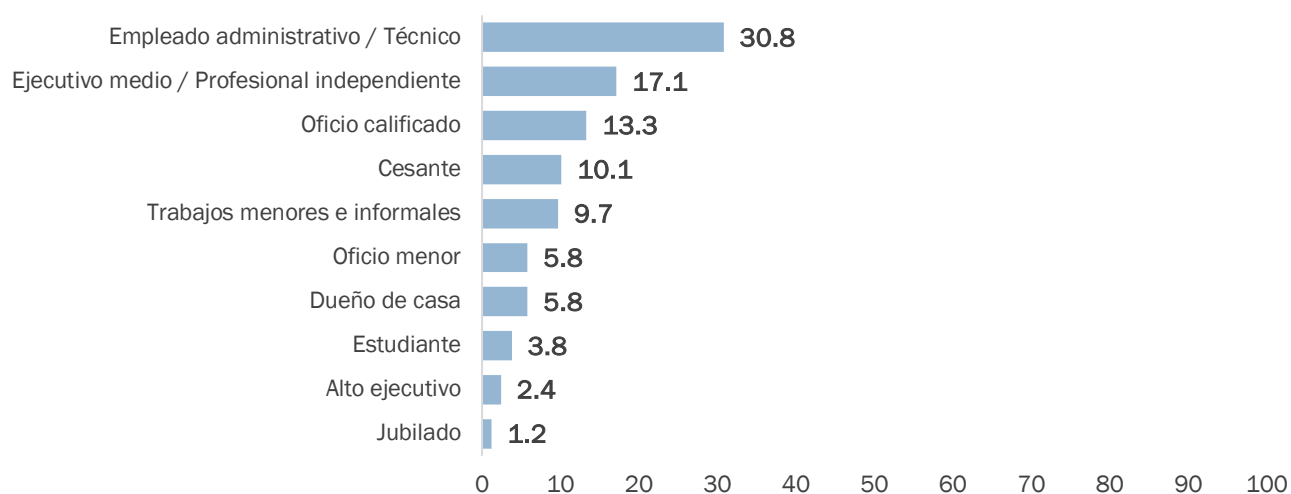
El gráfico 11 muestra el rasgo que mejor ordena la segmentación. Tres de los cuatro conglomerados son prácticamente indistinguibles en su barrera declarada, con la falta de capital en torno al 75% en los tres casos, mientras el cuarto se define por su ausencia completa. Dicho de otro modo, la partición útil de esta submuestra no es entre cuatro tipos de propietario sino entre quienes enfrentan una restricción de capital, que son tres de cada cuatro, y quienes no la enfrentan y tampoco declaran interés en aprender.

Modulo 2. La búsqueda de empleo y mejoras a la empleabilidad

Este módulo fue respondido por 503 personas, con una distribución por sexo prácticamente equivalente (50.7% mujeres y 49.3% hombres), con un perfil educacional alto caracterizado por un 76.7% de personas que declaran formación técnica, universitaria o de postgrado y una estratificación socioeconómica que se concentra en los segmentos medios. La muestra tiene dos limitaciones estructurales. Primero, no hay respondientes de 61 años o más, así que cubre solo 18-60, con 87,0% entre 31-60. Esto deja fuera cualquier conclusión sobre empleabilidad en adultos mayores. La ausencia importa porque el informe principal identifica a ese grupo como el de menor adopción de IA.

La segunda limitación es que Solo el 10,1% está desempleado. Empleados administrativos o técnicos dominan (30,8%), seguidos de ejecutivos medios o profesionales independientes (17,1%) y oficios calificados (13,3%). Los respondientes ya trabajan. Buscan mejorar su posición o cambiar de empleo, no un primer trabajo. Son trabajadores con jornada laboral en curso, no una población con urgencia inmediata.

Gráfico 40. Ocupación del encuestado

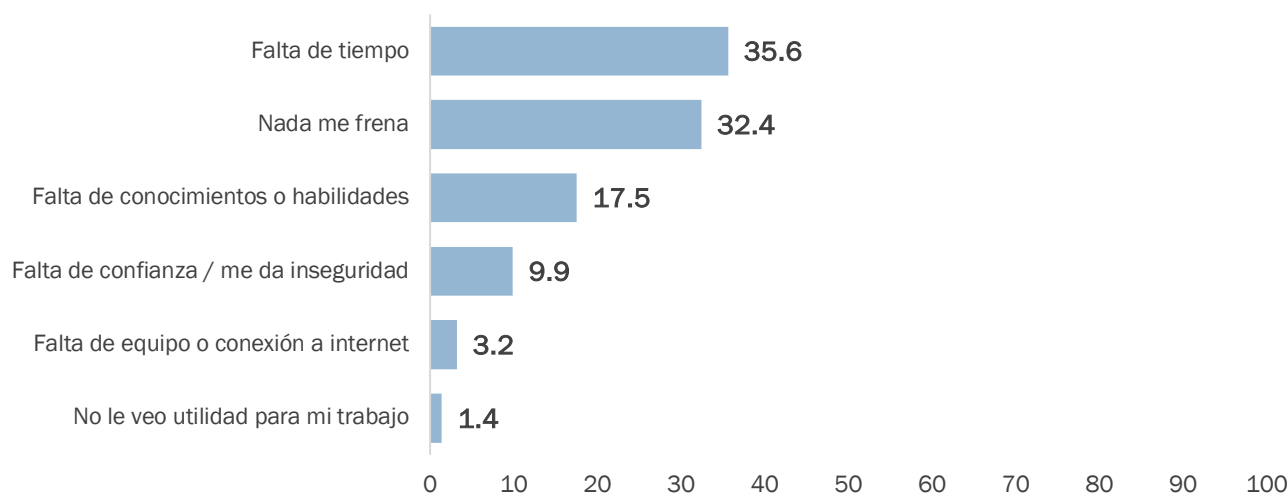


Fuente: Elaboración propia

Barreras difusas y distribución bimodal

La distribución es marcadamente bimodal. Falta de tiempo (35,6%) y "nada me frena" (32,4%) suman 68,0%, apenas separadas por 3,2 puntos. Luego falta de conocimientos (17,5%) y de confianza (9,9%). Las barreras materiales son marginales: equipo o internet (3,2%), falta de utilidad percibida (1,4%).

Gráfico 41. ¿Qué es lo que más te frena hoy para aprender a usar herramientas digitales?



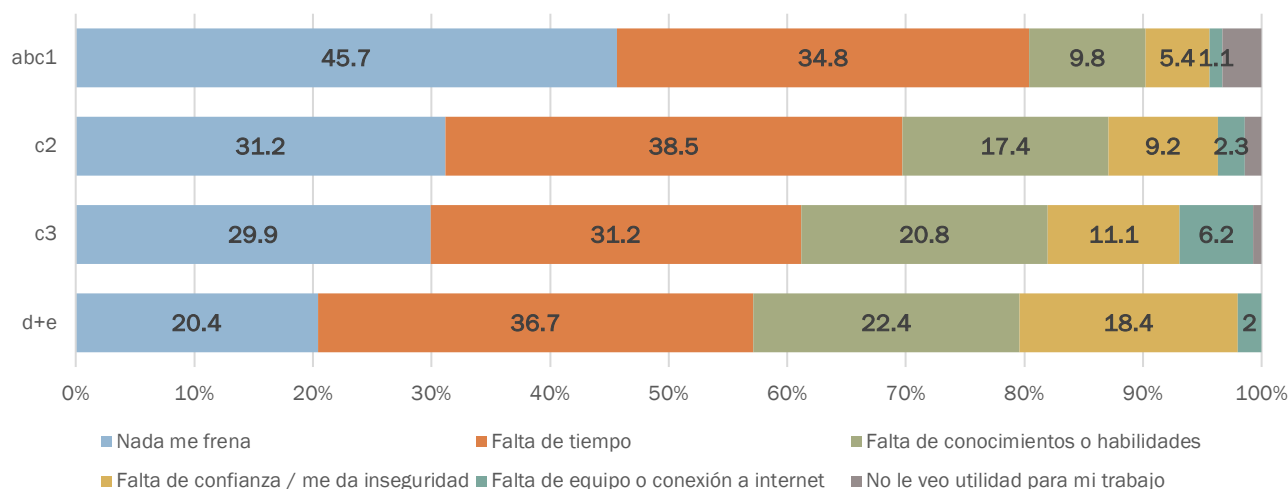
Fuente: Elaboración propia

La distribución es opuesta a la observada en el módulo sobre pymes, en el que un solo obstáculo concentraba el 63% de las menciones. En cambio, en esta distribución no se observa una barrera dominante. Alrededor de un tercio de los encuestados declara no enfrentar ninguna dificultad y otro tercio reconoce la disponibilidad de tiempo como el motivo que impide su aprendizaje. Por tanto, las potenciales intervenciones al respecto deben centrarse fundamentalmente en estos factores.

La naturaleza de la barrera cambia con nivel socioeconómico

No solo cambia la cantidad de gente que enfrenta barreras, sino cuál es la barrera. El patrón aparece en dos cruces independientes que señalan lo mismo. En primer lugar, el no enfrentar barreras tiende a aumentar a medida en que se sube en el nivel socioeconómico: 20,4% (D+E), 29,9% (C3), 31,2% (C2), 46,2% (ABC1). La falta de confianza y de conocimientos presentan una gradiente similar. En contraste, la falta de tiempo es relativamente constante entre los grupos, con porcentajes entre el 31% y el 39%.

Gráfico 42. Barreras declaradas para aprender herramientas digitales, según grupo socioeconómico

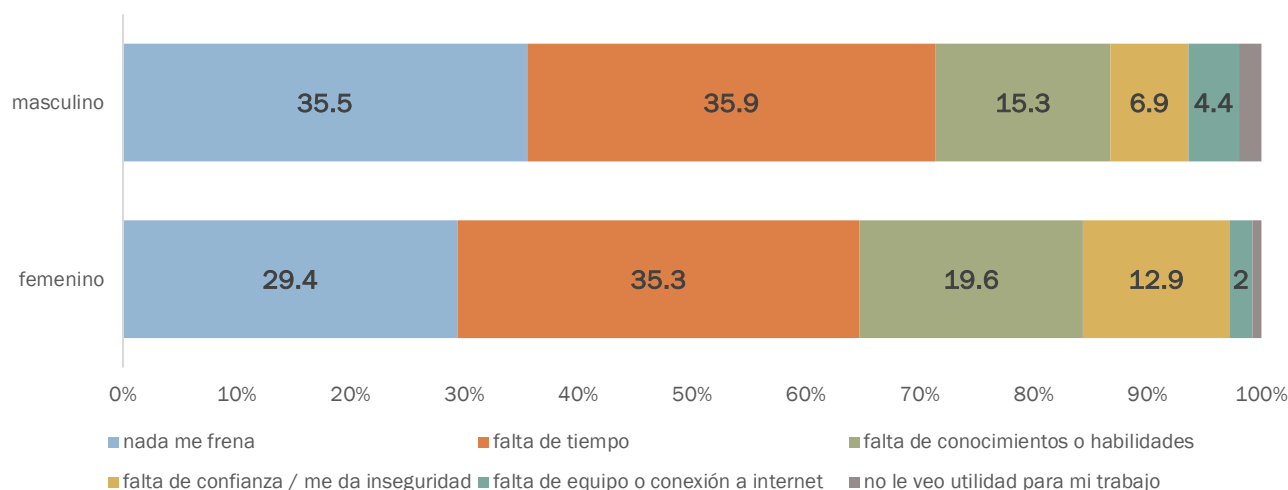


Fuente: Elaboración propia

El tiempo, por tanto, constituye una restricción transversal, mientras que los demás obstáculos tienden a concentrarse en estratos socioeconómicos más bajos. Dos personas que declaran no aprender herramientas digitales describen situaciones distintas dependientes de su grupo.

Al cruzar por sexo, las mujeres declaran falta de confianza en una proporción cercana al doble que los hombres (12,9% frente a 6,9%) y algo más de falta de conocimientos o habilidades (19,6% frente a 15,3%), mientras los hombres declaran con mayor frecuencia que nada los frena (35,5%). La falta de tiempo resulta prácticamente idéntica entre ambos grupos (35,3% en mujeres y 35,5% en hombres).

Gráfico 43. Barreras declaradas para aprender herramientas digitales, según sexo

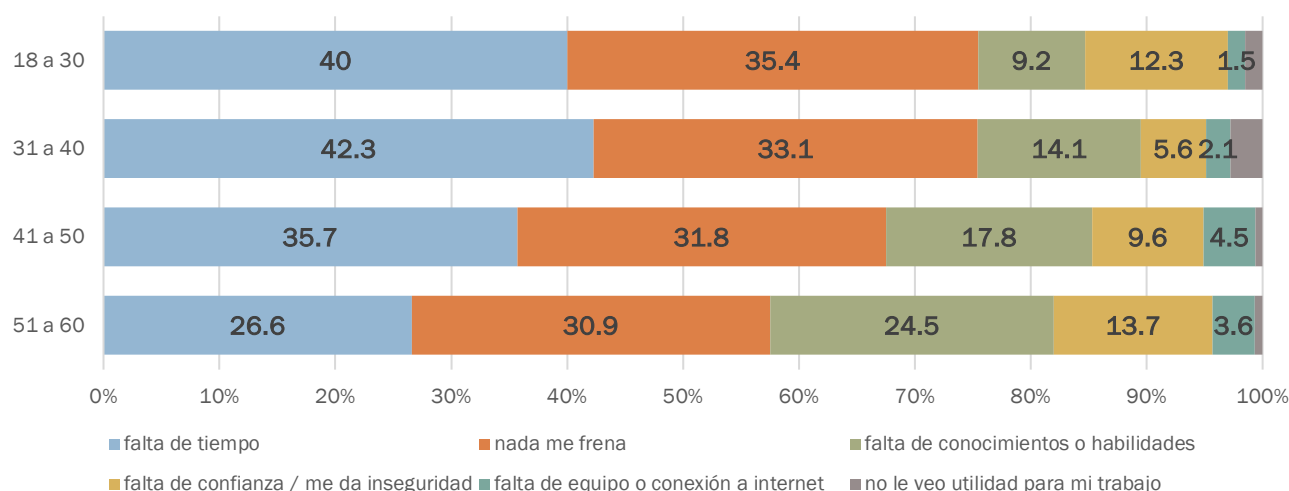


Fuente: Elaboración propia

La diferencia entre hombres y mujeres observada no se relaciona con la disponibilidad de tiempo sino en la autopercepción de competencia digital. Esta distinción, más allá del hecho que puede deberse sencillamente a la sobreestimación o subestimación de las propias habilidades en cada sexo, tiene implicancias directas sobre el diseño de mensajes y formatos.

Finalmente, el mismo eje aparece en el cruce por tramo etario, con diferencias de menor magnitud. Se incluye porque apunta en la misma dirección que los dos cruces anteriores, y esa coherencia entre tres cortes independientes resulta más informativa que cada uno considerado por separado.

Gráfico 44. Barreras declaradas para aprender herramientas digitales, según tramo etario



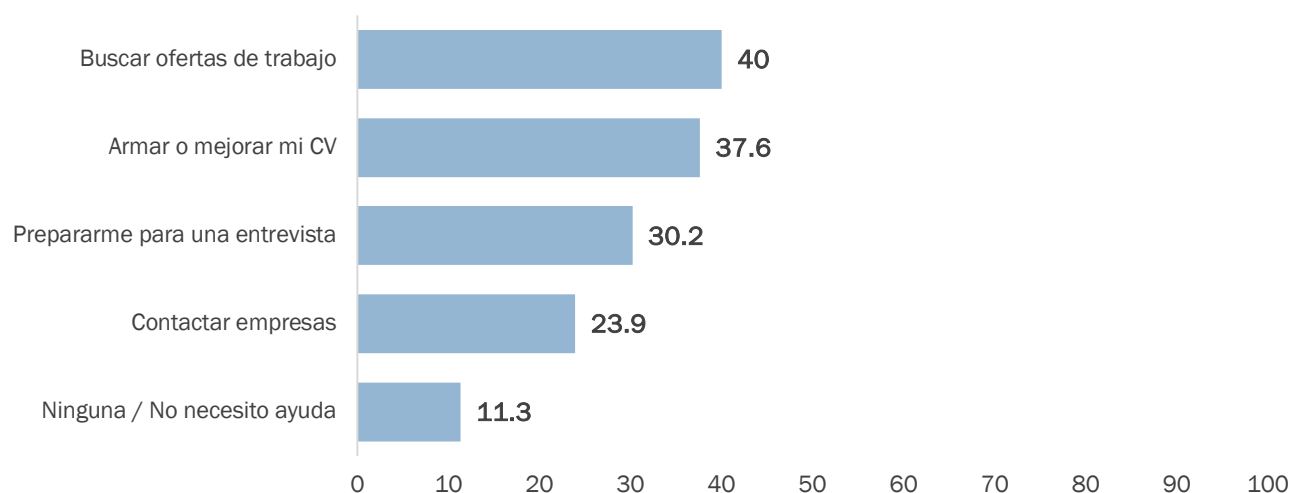
Fuente: Elaboración propia

Entre los 18 y los 40 años la barrera declarada es principalmente el tiempo (40,0% y 42,3% respectivamente). A partir de los 51 años la falta de tiempo desciende a un 26,6%, mientras ascienden la falta de conocimientos (24,5%) y la falta de confianza (13,7%). A diferencia de lo observado en el módulo de pequeña empresa, donde los extremos etarios presentaban perfiles de respuesta semejantes entre sí, aquí el cambio es gradual: cada tramo se asemeja más a sus tramos contiguos que a los distantes, lo que permite diseñar por continuo, escalando el nivel de acompañamiento a medida que asciende el tramo etario, en lugar de estructurar programas separados.

La demanda de apoyo es amplia, puntual y socialmente diferenciada

Consultadas por el tipo de apoyo en que les gustaría recibir ayuda de una herramienta digital, en una pregunta de opción múltiple, las personas encuestadas señalan mayoritariamente la búsqueda de ofertas de trabajo (40,0%) y la elaboración o mejora del currículum (37,6%), seguidas de la preparación de entrevistas (30,2%) y el contacto con empresas (23,9%). Sólo un 11,3% declara no necesitar ayuda.

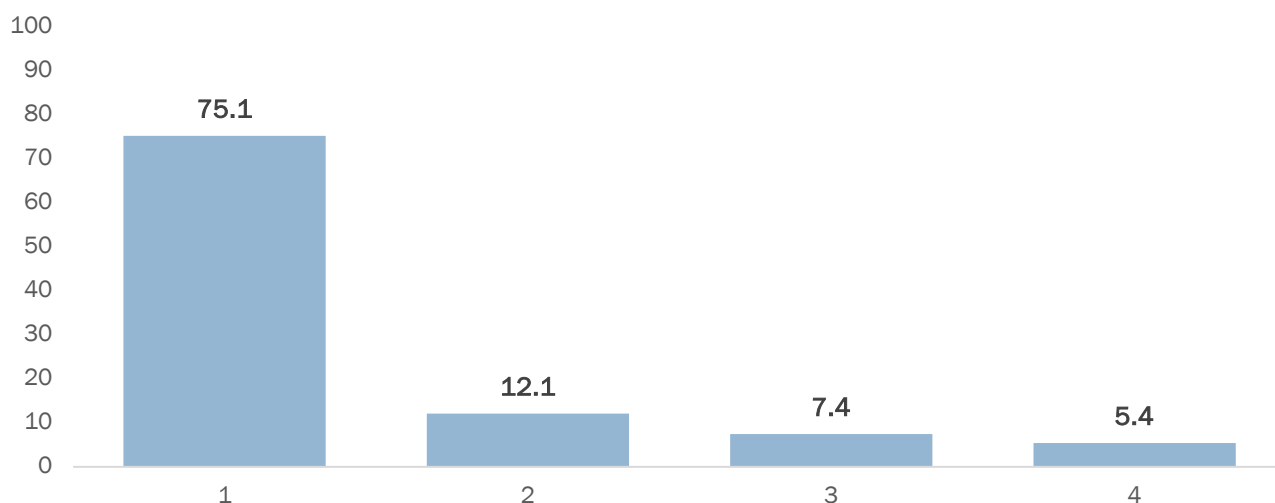
Gráfico 45. Tipo de apoyo requerido en la búsqueda de empleo



Fuente: Elaboración propia

La demanda de apoyo es, por lo tanto, amplia. Su intensidad, en cambio, es baja, y este es el dato que modifica de manera más sustantiva el diseño de una eventual herramienta.

Gráfico 46. Número de apoyos a la búsqueda de trabajo seleccionados por respondiente

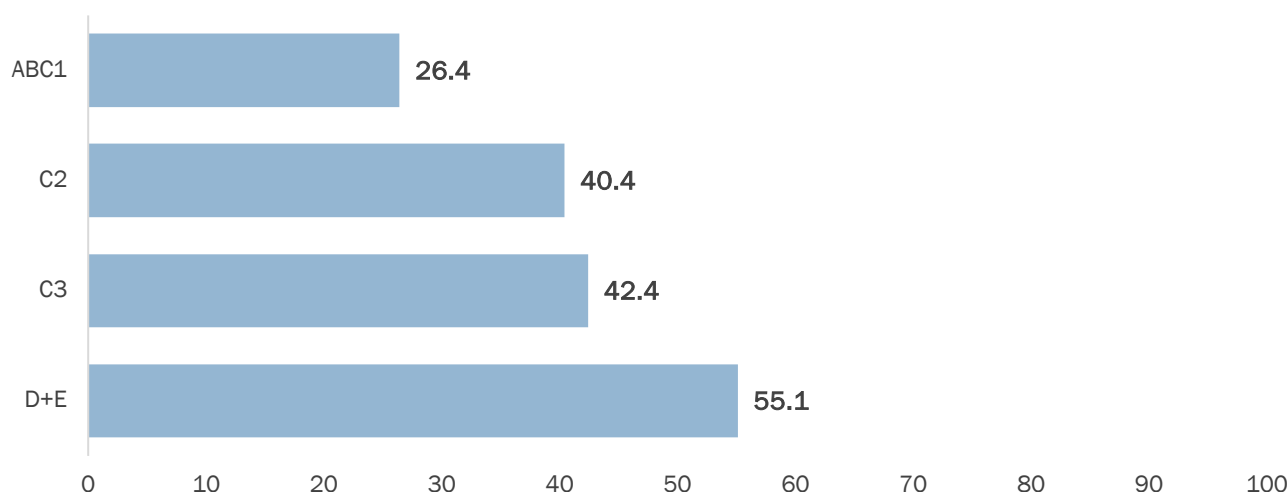


Fuente: Elaboración propia

Un 75,1% de las personas seleccionó una sola opción de apoyo, con un promedio de 1,43 selecciones por respondiente y máximo de cuatro. Solo el 24,9% eligió dos o más. Esto refleja que buscan ayuda específica, no acompañamiento integral en toda la búsqueda de empleo. Generalmente quieren saber dónde postular o cómo presentar el CV. Una herramienta que requiera completar un programa entero antes de ser útil perdería a la mayoría de los usuarios en el primer paso.

Al examinar cada tipo de apoyo según perfil socioeconómico, solo la búsqueda de ofertas de trabajo presenta diferencias apreciables. Su demanda aumenta conforme baja el nivel: 26,4% en ABC1, 40,4% en C2, 42,4% en C3 y 55,1% en D+E.

Gráfico 47. Demanda de ayuda para buscar ofertas de trabajo, según grupo socioeconómico



Fuente: Elaboración propia

El resultado es sustantivamente interesante porque el acceso a información sobre vacantes es, entre los cuatro apoyos consultados, el que menos depende de habilidades y el que más depende de redes de contacto. Que su

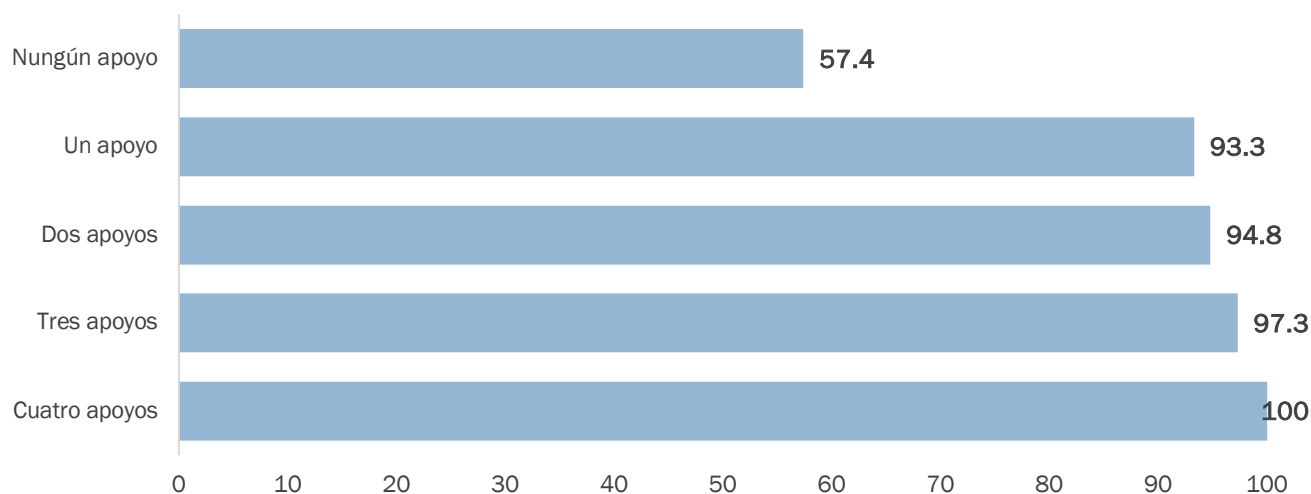
demanda se duplique entre el grupo socioeconómico más alto y el más bajo sugiere que la desigualdad en el acceso a información sobre oportunidades laborales es percibida como un problema concreto por quienes la enfrentan. Los otros tres tipos de apoyo se distribuyen de manera pareja entre grupos, de modo que la demanda de ayuda con el currículum, la entrevista y el contacto con empresas es transversal.

El interés en los formatos móviles se vincula a necesidades activas

Un 90,3% de la muestra declara que le resultaría atractivo aprender nuevas habilidades para mejorar su empleabilidad mediante lecciones cortas en el teléfono móvil. Considerada aisladamente, la cifra no presenta diferencias apreciables por sexo, edad ni nivel socioeconómico.

El resultado cambia por completo al cruzarlo con la demanda de apoyo declarada. Entre quienes no solicitaron ningún apoyo (marcaron "no necesito ayuda"), el interés desciende a 57,4%. Entre quienes solicitaron al menos uno, sube a 93,3% y sigue subiendo con cada apoyo adicional: 94,8% con dos, 97,3% con tres y 100% con cuatro.

Gráfico 48. Interés en formación breve por teléfono móvil, según cantidad de apoyos solicitados



Fuente: Elaboración propia

Se trata de la diferencia de mayor magnitud registrada en todo el anexo, y a diferencia de otros cruces se apoya en categorías de tamaño suficiente en todos sus niveles, desde 27 hasta 327 casos. La progresión es ordenada a lo largo de cinco niveles, lo que resulta difícil de explicar únicamente por una tendencia general a responder afirmativamente en el instrumento, aunque esa posibilidad no puede descartarse con datos de una sola aplicación.

El interés declarado en formación móvil no es homogéneo: depende de la necesidad activa. Entre quienes identifican un problema concreto en su búsqueda de trabajo, el interés es cuarenta puntos más alto que entre quienes no identifican ninguno. En consecuencia, la variable que mejor identifica al público receptivo no es sociodemográfica sino declarativa, y basta con leer la respuesta a la pregunta de apoyo requerido, sin necesidad de estimar perfiles.

Cuatro perfiles de personas que buscan mejorar su empleabilidad

A través del mismo procedimiento analítico de conglomerados, se identificaron cuatro perfiles entre los encuestados en el módulo de empleabilidad, los cuales se definen a continuación:

A: hombres profesionales sin barreras declaradas

161 hombres de 31 a 60 años, la composición socioeconómica más alta del módulo (83,9% entre C2 y ABC1), en ocupaciones administrativas o profesionales independientes. Es el grupo con mayor proporción que declara no tener barreras (42,9%) y las tasas más bajas de falta de confianza y conocimientos. Su demanda de apoyo es de intensidad media, con una particularidad: el contacto con empresas alcanza 33,5%, la tasa más alta de los cuatro grupos (frente a 20,5% del conglomerado B). Son personas que se mueven en el mercado laboral desde una posición de relativa seguridad, cuya necesidad se orienta a gestión de contactos antes que a adquisición de habilidades.

B: mujeres profesionales jóvenes con restricción de agenda

161 mujeres, el grupo más joven del módulo (61,5% menor de 41 años), con perfil educacional equivalente al conglomerado A pero NSE algo menor. Sus barreras se reparten casi por igual entre falta de tiempo (36,0%) y ausencia de barreras (35,4%), con más falta de conocimientos que A (19,9% frente a 13,7%) pese al mismo nivel educacional. Su demanda se concentra en currículum (41,0%) y búsqueda de ofertas (39,8%), y es el grupo que menos solicita contacto con empresas (20,5%). El contraste con A es informativo justamente porque comparten educación y ocupación: la diferencia está en lo que declaran necesitar y en cómo evalúan su propia competencia, no en su posición objetiva.

C: el segmento de mayor vulnerabilidad

131 personas de ambos sexos, con las marcas de precariedad del módulo: educación media completa (80,9%), NSE C3 o D+E (77,8%), mayor proporción de trabajos menores/informales u oficios, y concentración en los tramos de 41 a 60 años (75,6%). Tiene las tasas más altas de falta de confianza (18,3%) y conocimientos (23,7%), y al mismo tiempo la mayor demanda de apoyo (1,48 selecciones en promedio) y la mayor solicitud de ayuda para buscar ofertas (48,1%, la tasa más alta de la tabla). Es el segmento que más necesita, más declara necesitar y enfrenta las mayores barreras de autopercepción, con interés total en el formato móvil: la prioridad más clara del módulo.

D: baja necesidad declarada

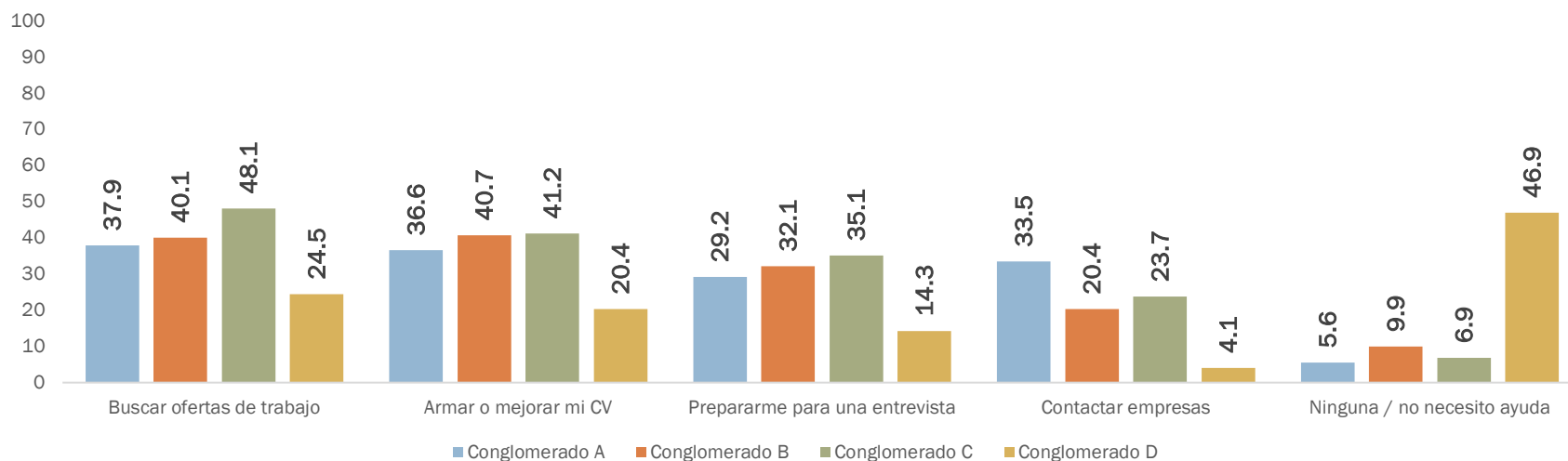
49 personas, agrupadas principalmente por rechazar el formato móvil, pero su caracterización interna aporta más que esa sola respuesta: 46,9% declara no necesitar ninguna ayuda (frente a 5,6%-9,9% en los otros grupos) y su promedio de apoyos solicitados es 0,63, menos de la mitad del resto (en torno a 1,4). No es un grupo que necesite ayuda y rechace un canal específico, sino uno que declara baja necesidad en general. Su barrera dominante es la falta de tiempo (46,9%, la más alta del módulo) y su NSE es alto. La implicancia de diseño es no tratarlo como un problema de canal a resolver con formatos alternativos, sino como un segmento de baja demanda declarada.

Tabla 7. Características de los conglomerados identificados

Rasgo	A (n=161)	B (n=161)	C (n=131)	D (n=49)
Sexo	100% hombres	100% mujeres	52% mujeres	51% mujeres
Edad modal	41 a 50 (38,5%)	31 a 40 (31,1%)	51 a 60 (40,5%)	51 a 60 y 31 a 40 (34,7%)
Menores de 41 años	32,9%	61,5%	24,4%	44,9%
Educación media completa	0%	0%	80,9%	16,3%
Nivel socioeconómico	C2: 49,7% ABC1: 34,2%	C2: 55,9% C3: 28,6%	C3: 47,3% D+E: 30,5%	C2: 42,9% ABC1: 24,5%
Barrera principal	Nada me frena (42,9%)	Falta de tiempo (36,0%)	Falta de tiempo (34,4%)	Falta de tiempo (46,9%)
Falta de confianza	6,8%	5,6%	18,3%	10,2%
Falta de conocimientos	13,7%	19,9%	23,7%	6,1%
Interés en formato móvil	100%	100%	100%	0%
Apoyos solicitados en promedio	1,37	1,34	1,48	0,63
No necesita ayuda	5,6%	9,9%	6,9%	46,9%

Fuente: Elaboración propia

Gráfico 49. Apoyo solicitado en la búsqueda de empleo, según conglomerado



Fuente: Elaboración propia

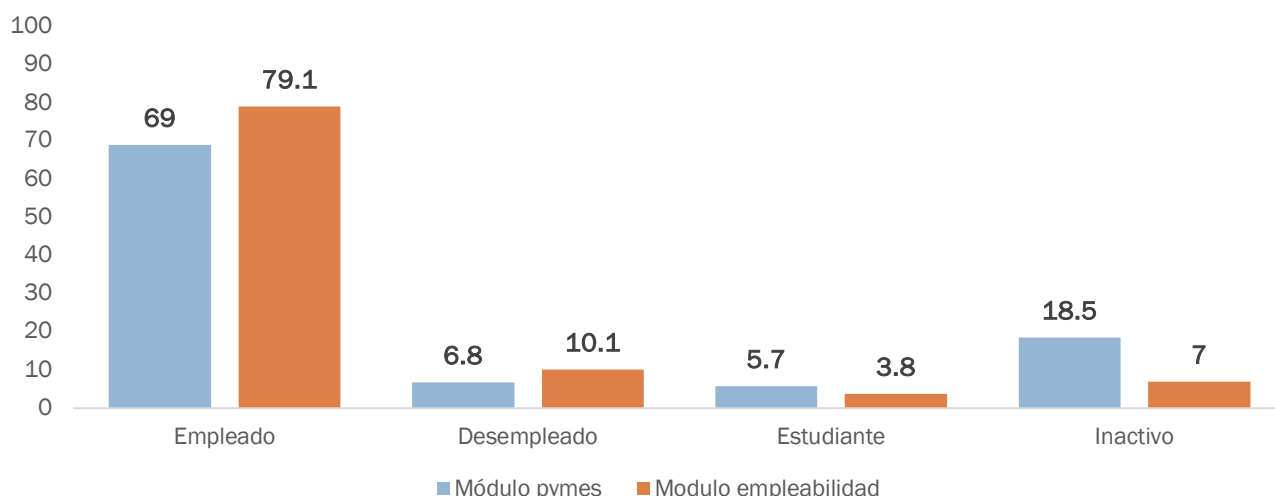
El gráfico 21 sintetiza la lectura del módulo. Los tres primeros conglomerados tienen perfiles similares de demanda en su nivel general, con diferencias de énfasis que importan para el diseño: contacto con empresas en el primero, currículum en el segundo, búsqueda de ofertas en el tercero. El cuarto se diferencia por una caída en todos los apoyos y un salto en quienes no necesitan ayuda. La partición útil de esta submuestra, como en el módulo de pequeña empresa, no es entre cuatro tipos de persona sino entre quienes declaran una necesidad concreta (nueve de cada diez) y quienes no.

La situación laboral agrupada como variable de lectura

La homologación descrita en la sección de métodos permite leer ambos módulos con la misma clasificación ocupacional que utiliza la medición general. Con las variables homologadas se replicó el conjunto de análisis, y el resultado no es una simple traducción de categorías.

Distribución de la situación laboral en ambos módulos

Gráfico 50. Situación laboral homologada en los dos módulos



Fuente: Elaboración propia

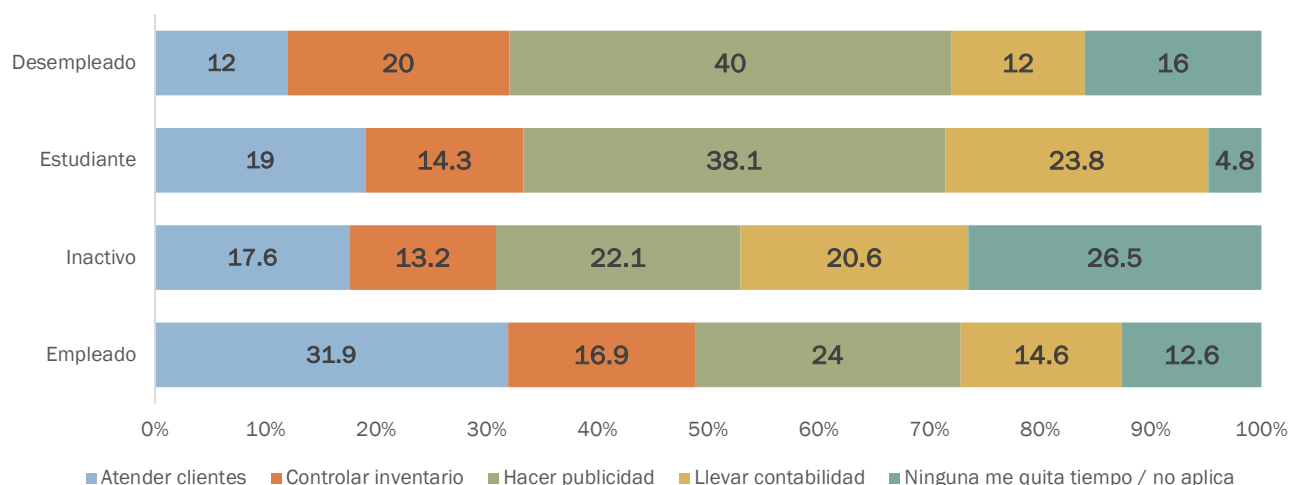
La recodificación revela una diferencia estructural entre las dos submuestras que la clasificación detallada dejaba dispersa entre diez categorías. En el módulo de pequeña empresa la categoría “empleado” alcanza un 69,0% (n=254) y la categoría “inactivo” un 18,5% (n=68). En el módulo de empleabilidad la categoría “empleado” alcanza un 79,1% (n=398) y la categoría “inactivo” apenas un 7,0% (n=35). Dicho de otro modo, la proporción de personas fuera del mercado laboral por razones distintas al desempleo es casi tres veces mayor entre quienes tienen un negocio pequeño, lo que resulta coherente con el hallazgo ya reportado de que buena parte de las personas propietarias combina el negocio con roles de dueña de casa o de persona jubilada como ocupación principal declarada.

En el módulo de empleabilidad, la recodificación confirma con una sola cifra lo que la clasificación detallada obligaba a reconstruir sumando categorías: sólo una de cada diez personas encuestadas está desempleada, y casi ocho de cada diez ya trabajan.

¿Qué permite describir la situación laboral agrupada? Módulo de pequeña empresa

La ventaja práctica de la agrupación es que las cuatro categorías reúnen suficientes casos para describir sus diferencias, cosa que las diez categorías originales no permitían.

Gráfico 51. Tarea del negocio que consume más tiempo, según situación laboral agrupada

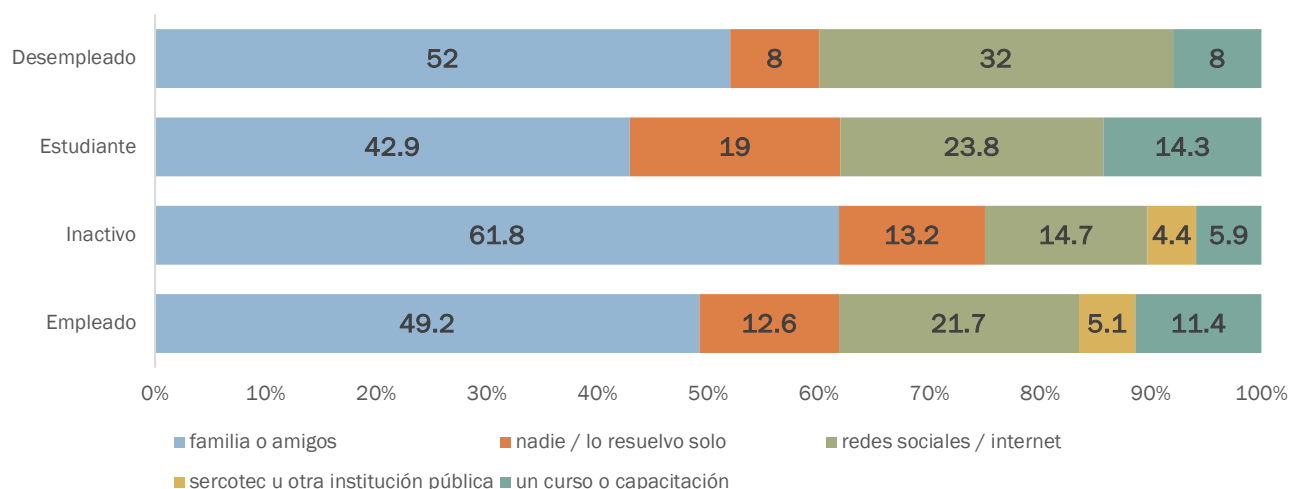


Fuente: Elaboración propia

Atender clientes alcanza máxima prevalencia entre empleados (31,9%) y mínima entre desempleados (12,0%). Hacer publicidad es la carga dominante en desempleados (40,0%) y estudiantes (38,1%), casi el doble que en empleados (24,0%). La respuesta “ninguna tarea consume tiempo” es máxima entre inactivos (26,5%).

Los segmentos sin trabajo activo, para quienes el negocio es única fuente de ingreso, reportan más carga de captación. El segmento inactivo opera negocios de menor intensidad. Nota: desempleado (n=25) y estudiante (n=21) son categorías pequeñas, por lo que sus porcentajes varían de manera apreciable con cada caso individual.

Gráfico 52. Canales de ayuda, según situación laboral agrupada



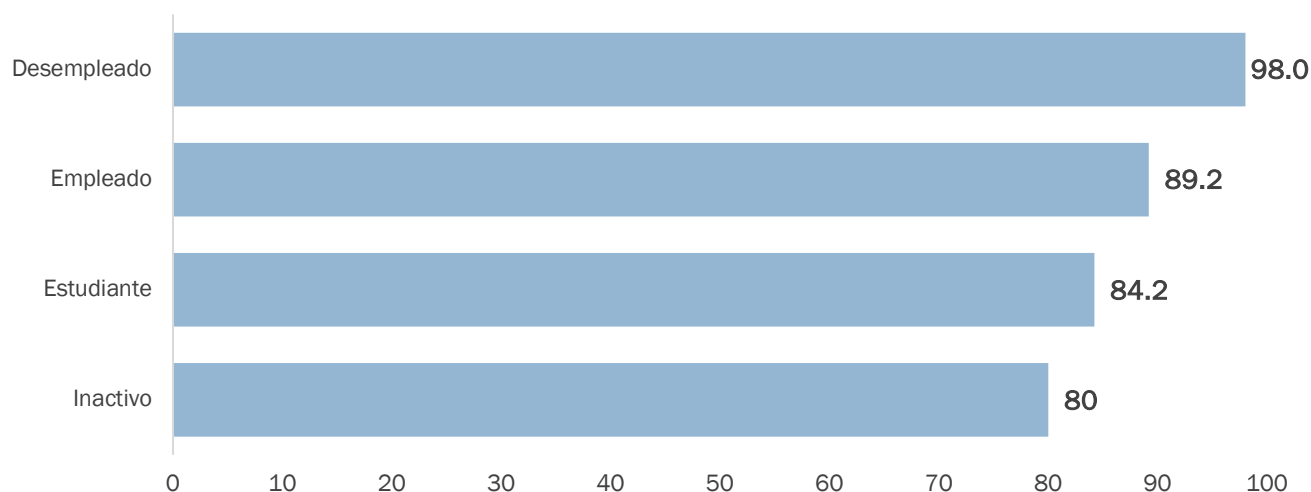
Fuente: Elaboración propia

El recurso a SERCOTEC u otra institución pública es inexistente tanto entre quienes están desempleados como entre estudiantes. Ocurría lo mismo en la clasificación laboral detallada, donde podía atribuirse al reducido tamaño de esas categorías. Por tanto, resulta más difícil sostener que se trate únicamente de un efecto de tamaño. La dependencia de la familia y los amigos, por su parte, es máxima entre las personas inactivas (61,8%) y mínima entre quienes estudian (42,9%).

En cuanto a las barreras declaradas, la falta de clientes alcanza un 28,0% entre quienes están desempleados, más del doble que entre quienes están empleados (12,6%), mientras la falta de tiempo es máxima entre quienes estudian (19,0%) y mínima entre las personas inactivas (5,9%). La disposición binaria a aprender, en cambio, se homogeniza notablemente: el rango entre categorías se reduce a 3,4 puntos porcentuales con la variable agrupada, frente a 13,5 puntos con la clasificación detallada, diferencia que estaba producida por categorías de tamaño muy reducido.

¿Qué permite describir la situación laboral agrupada? Módulo empleabilidad

Gráfico 53. Demanda de apoyo activo, según situación laboral agrupada



Fuente: Elaboración propia

La agrupación ordena coherentemente los cuatro grupos en la variable central del módulo: desempleados 98,0%, empleados 89,2%, estudiantes 84,2%, inactivos 80,0%. La gradación es lógica y el extremo superior es predecible (aunque estudiante e inactivo tienen $n=19$ y $n=35$).

Lo inverso ocurre con la barrera de aprender herramientas digitales: se distribuye uniformemente entre segmentos de la variable agrupada, pero era heterogénea entre las diez categorías originales. La heterogeneidad relevante reside en la ocupación detallada, no en empleado versus desempleado versus estudiante versus inactivo.

La tabla 8 sintetiza la comparación entre los resultados de la variable ocupacional agregada y desagregada:

Tabla 8. Comparación entre clasificaciones ocupacionales agregada y desagregada por módulo

Dimensión	Módulo pequeña empresa	Módulo empleabilidad
Categorías	10 detalladas / 4 agrupadas	10 detalladas / 4 agrupadas
Casos por categoría, versión detallada	Entre 13 y 77	Entre 6 y 155
Casos por categoría, versión agrupada	Entre 21 y 254	Entre 19 y 398
Cruces descriptibles con la versión detallada	Ninguno	Ninguno

Cruces describibles con la versión agrupada	Tarea, fuente de ayuda y barrera	Demanda de apoyo activo
Efecto sobre la segmentación	Recompone los grupos	Preserva los grupos (92% a 99%)
Uso recomendado	Reportes y descripción por situación laboral; conservar la detallada para segmentar	Reportes y comparabilidad; ambas equivalentes para segmentar

Fuente: Elaboración propia

La agrupación de la variable no es una mera simplificación ni es neutra en sus efectos. Tiene consecuencias distintas en cada módulo. En pequeña empresa sirve para describir cruces que la versión detallada no soporta, pero altera la segmentación. En empleabilidad ordena la variable central sin afectar la segmentación, así que funciona como versión de reporte.

¿Cómo se articulan los resultados generales y los de profundización?

El valor de estos dos módulos radica no solo en sus resultados por sí mismos, sino que, mediante la agrupación de la variable laboral, permite algunas comparaciones que antes no eran posibles. Por otra parte, hace visibles resultados y datos que, al coincidir, refuerzan algunos de los hallazgos ya descritos en los resultados del instrumento principal.

1. **Razones para no adoptar:** En la medición general los obstáculos no están en acceso ni costo, sino en disposición y capacidad. El módulo de empleabilidad confirma esto, ya que muestra que las barreras materiales son menos del 4%, mientras dominan la falta de tiempo y la falta de conocimientos. Dos mediciones independientes convergen. La conclusión se extiende desde IA hacia herramientas digitales en general.
2. **Brecha socioeconómica.** La medición general mide la magnitud, pero no su contenido. El módulo de empleabilidad muestra que la barrera cambia según ingreso. La falta de confianza y de conocimientos se concentran en grupos socioeconómicos bajos. La falta de tiempo ocurre de manera uniforme. La brecha incorpora la autopercepción de competencia y no solo los obstáculos de acceso. La segmentación confirma esto al identificar un conglomerado de menor educación caracterizado por esas dos barreras.
3. **Brecha de género.** El instrumento principal expone diferencias de adopción en las que los hombres presentan resultados más favorables. El módulo de empleabilidad precisa esto sugiriendo que las mujeres declaran falta de confianza casi al doble que los hombres. Entre ambos sexos la falta de tiempo se menciona idénticamente. Los conglomerados A y B comparten educación y ocupación, pero difieren en ausencia de barreras y falta de conocimientos.
4. **Productividad en pequeña empresa.** En el instrumento principal una proporción relevante usa herramientas de inteligencia artificial para su trabajo. Los trabajadores independientes representan una fracción importante de las cifras de empleo del instrumento. El módulo de pequeña empresa precisa que la adopción no compite contra desconocimiento o falta de confianza (menos del 8%) sino contra restricciones financieras (seis de cada diez declaran la falta de capital como barrera principal al crecimiento) y sin recurrir a los canales institucionales como intermediación para el desarrollo de habilidades. Una estrategia que ignore esto alcanzará solo a quien ya podía o quería adoptar.

5. **Perfiles de baja intensidad.** En la medición general el uso mayoritario es poco intensivo, es decir, se expresa mediante pocas funciones. Ambos módulos muestran que la disposición e interés rondan o superan el 90%. Esto representa una distancia marcada con ese uso poco intensivo. La distancia es el argumento más directo para interpretar esta alta disposición como piso de aceptación, pero no es una estimación de la demanda. La ausencia de rechazo es condición necesaria pero insuficiente.
6. **Dónde buscar público receptivo.** La medición general caracteriza a los usuarios por variables sociodemográficas. Los módulos sugieren que, para diseñar intervenciones concretas, la variable con mayor poder es declarativa, no sociodemográfica. Por ejemplo, en empleabilidad, el interés en formación a través de plataformas móviles sube con las necesidades de apoyo en la búsqueda o mejora del empleo. El conglomerado que rechaza dicho formato es el que declara no necesitar ayuda. En el módulo de pymes, la ausencia de problemas de negocio acompaña el rechazo a la formación de habilidades mejor que el perfil sociodemográfico del encuestado. El conglomerado que declara no tener restricciones de capital es también el que menor disposición declara a dedicar tiempo a aprender a usar herramientas digitales. En ambos módulos la distinción más útil es aquella entre quienes declaran necesidad concreta versus quienes no la declaran.

Implicancias para el diseño de intervenciones

Pymes

La capacitación digital funciona mejor cuando se acompaña de financiamiento. La barrera que reporta un 60,3% de propietarios de pymes no se resuelve sólo con una herramienta digital. Pero si esa herramienta se ofrece acoplada a un instrumento de financiamiento, o como parte del proceso de postulación, entonces sí se vuelve pertinente respecto del problema que cada persona identifica como suyo.

La convocatoria institucional abierta no funciona con este segmento, principalmente porque sólo un 4,3% de los encuestados declaran relacionarse con instituciones al momento de resolver problemas de negocio, versus un 51,4% que depende de su red familiar y de amistades. Los canales que ya operan en el circuito de confianza como redes de referidos, asociaciones gremiales, ferias, proveedores o municipios podrían funcionar mejor que las convocatorias abiertas. Al agrupar por situación laboral, la prioridad es todavía más clara. El recurso institucional es inexistente entre desempleados y estudiantes, que son precisamente los segmentos para quienes el negocio es probablemente la única fuente de ingreso.

El esfuerzo de captación debe concentrarse fuera del segmento que ya tiene contacto institucional (14,7%), porque éste ya muestra disposición a invertir mucho más tiempo en aprendizaje que otros grupos. Una estrategia dirigida a ellos produciría resultados favorables, pero sin ampliar la cobertura. El desafío real está en el 85,3% restante.

El conglomerado B es identificable por tres marcas que aparecen juntas: educación media completa, grupo socioeconómico D+E y ocupación en trabajos menores e informales. Este grupo reúne cerca de una cuarta parte de la muestra, concentra la mayor restricción de capital declarada, la mayor dependencia de la red familiar y el menor contacto con canales formales. Esas tres marcas son fáciles de aplicar como criterio de focalización.

Los contenidos tienen que diferenciarse por edad. Para el segmento de 41 a 50 años, la prioridad es captación de clientes y publicidad digital. Ellos declaran la mayor disposición a invertir tiempo, pero también la mayor restricción de capital. Para el segmento de 61 años o más, lo que funciona es gestión de atención a clientes en dosis breves. Estos declaran menor intensidad operativa, menor ambición de crecimiento y la menor disponibilidad horaria del módulo.

Empleabilidad

Este módulo se estructura alrededor de una barrera dominante, que es la falta de tiempo. La población objetivo se encuentra, en su mayoría, trabajando. Entonces lecciones breves en móvil, fuera del horario laboral y con registro de progreso, resultan consistentes con lo que las personas declaran y, en consecuencia, podrían necesitar y adoptar más fácilmente.

Los módulos deben priorizarse en el orden en que fueron demandados y entregar valor en el primero. Tres de cada cuatro personas declararon una única necesidad. La primera interacción determina si habrá una segunda. La ayuda para buscar ofertas de trabajo merece prioridad adicional en programas dirigidos a población de menores ingresos. Su demanda duplica a la del grupo socioeconómico más alto y alcanza su máximo en el conglomerado de mayor vulnerabilidad.

El desarrollo de autoeficacia tecnológica debe ser parte del contenido, no solo del tono de las capacitaciones. Entre las mujeres y el segmento D+E, la barrera mayoritariamente declarada es la inseguridad frente a la tecnología, no el acceso. Esto debe abordarse con acompañamiento, ejemplos de pares y logros iniciales rápidos que se traduzcan en motivación y la mencionada autoeficacia. No funciona aumentar funcionalidades ni enviar mensajes motivacionales genéricos.

El segmento que rechaza el formato móvil no requiere un canal alternativo, ya que se trata de un grupo que declara no necesitar ayuda de ningún tipo. Su promedio de apoyos solicitados es inferior a la mitad del de los demás conglomerados. Destinar recursos ahí equivale a resolver un problema de canal donde el problema declarado es de demanda.

Un piloto dirigido a quienes declaran una necesidad activa permitiría separar disposición de conducta. El grupo que solicitó dos o más apoyos declara interés en formación móvil por sobre el 95% y constituye el segmento con mayor probabilidad de convertir interés en uso. Medir conducta efectiva en ese grupo y contrastarla con la disposición declarada resolvería la principal ambigüedad de este módulo.

Conclusiones

Si a mediados de 2024 aproximadamente un 30% del país estaba usando servicios de IA generativa, hoy esa cifra alcanza al menos un 60% considerando chatbots, y un 39% los usa al menos una vez a la semana. Usar herramientas de IA generativa ya es parte común de la vida en el país. El uso principal que la población le está dando a los chatbots es la búsqueda de información general, con un 68,7% de los usuarios, a lo que se suma el 19,6% que pide consejos médicos y el 13,7% que pide consejos legales. Los chatbots parecen estar reemplazando a los buscadores. En segundo lugar, están las razones productivas: un 41,9% los utiliza para trabajar, un 38,9% para proyectos personales y un 30,9% para estudiar.

La persistencia de brechas de uso por nivel socioeconómico y por edad no resulta sorprendente. Mientras los datos recientes de la Casen muestran que el acceso a internet en Chile es casi universal, todavía hay brechas en el uso. Solo el 37,7% de las personas mayores y el 49,8% de las personas de niveles socioeconómicos D y E utilizan chatbots. Lo que la medición general no permitía establecer es de qué está hecha esa brecha, y ahí los dos módulos de profundización aportan contenido. En el módulo de empleabilidad las barreras materiales, es decir la falta de equipo o de conexión, son marginales y no superan el 4%, mientras que dominan la falta de tiempo y la falta de conocimientos. La restricción de tiempo es transversal a todos los estratos, con valores entre 31% y 39%, pero la falta de confianza y la falta de conocimientos se concentran claramente en los grupos socioeconómicos más bajos. Dicho de otro modo, la brecha de uso no es principalmente de acceso sino de disposición y de autopercepción de competencia, y dos personas que declaran no aprender herramientas digitales describen situaciones distintas según el grupo del que provienen.

El mismo desplazamiento ocurre con la diferencia de género. La medición general muestra que un 63,5% de los hombres utiliza chatbots frente a un 57,4% de las mujeres, y que los hombres tienden a sostener actitudes algo más positivas hacia la IA. El módulo de empleabilidad precisa el contenido de esa diferencia: las mujeres declaran falta de confianza en una proporción cercana al doble que los hombres (12,9% frente a 6,9%), mientras la falta de tiempo resulta prácticamente idéntica entre ambos (35,3% y 35,9%). Los dos conglomerados profesionales identificados en ese módulo comparten educación y ocupación, pero difieren justamente en lo que declaran necesitar y en cómo evalúan su propia competencia. La brecha, entonces, se juega en la autopercepción antes que en la posición objetiva.

En el terreno productivo, la medición general muestra que una proporción relevante de la población usa IA para trabajar y que los trabajadores independientes representan una fracción importante del empleo declarado. El módulo de pequeña empresa aclara contra qué compete esa adopción. No compete contra el desconocimiento ni contra la falta de confianza, que apenas son mencionados por un 7,6% de las personas propietarias, sino contra una restricción de capital declarada por un 60,3%, seis de cada diez. A eso se suma que la ayuda circula por canales informales: un 51,4% recurre primero a la familia o a los amigos y solo un 4,3% a SERCOTEC u otra institución pública. Una oferta de capacitación o digitalización presentada como respuesta al problema de crecimiento se enfrenta, por tanto, a un problema que las personas no identifican como suyo y por una vía que la mayoría no utiliza.

Al mismo tiempo, se observa relativamente poco uso y conocimiento de la IA agéntica. Un 60% declara no haberla usado nunca y un 17,7% declara que no sabía que existía antes de tomar la encuesta. Solo un 20% declara usarla ocasional o regularmente. Se trata de la tecnología menos difundida de las tres estudiadas y la única en que el desconocimiento supera al desinterés como razón de no uso.

Predominan las posiciones generalmente positivas sobre la IA, aunque existen claras ambivalencias. Un 53,3% afirma que le entusiasma descubrir hacia dónde se seguirá desarrollando la IA en el futuro y, al mismo tiempo, un 51,5% cree que ese desarrollo acelerado está teniendo efectos negativos sobre la sociedad. Los hombres y los niveles socioeconómicos más altos son más positivos hacia la IA en general.

Respecto del análisis de perfiles, llama la atención el hallazgo de un grupo de usuarios de LLM correspondiente a un 9,3% del total, minoritario pero significativo, que declara utilizar la IA *exclusivamente* para buscar información general y que por lo mismo ha sido denominado aquí *buscadores*. La existencia de este grupo refuerza la idea de que los chatbots están comenzando a reemplazar la función de los buscadores tradicionales, algo exacerbado por la decisión de plataformas como Google de incorporar una respuesta de IA al inicio de sus búsquedas, que cabe destacar que *no* es opcional para el usuario, quien no tiene la opción de desactivarla. Esto llama la atención nuevamente sobre otro de los puntos destacados al inicio: mientras el discurso predominante entre quienes promueven la IA apunta a su usabilidad para funciones productivas y para automatizar el trabajo, los usuarios le están dando en realidad usos mucho más diversos, incluyendo un uso no menor como simple entretenimiento, declarado por un 28,8% de los respondientes.

Los tres instrumentos coinciden además en un punto que no era previsible desde ninguno de ellos por separado. Las segmentaciones de los tres arrojan una partición útil que no es sociodemográfica sino declarativa. En la medición general el grupo mayoritario es el de bajo uso, con un 51,06% de los usuarios, y el uso intenso queda reducido a un 10,93%. En el módulo de pequeña empresa, tres de los cuatro conglomerados son prácticamente indistinguibles entre sí en su barrera declarada y el cuarto se define por la ausencia de barreras y por el rechazo a dedicar tiempo al aprendizaje. En el módulo de empleabilidad, el interés en formación breve por teléfono móvil pasa de 57,4% entre quienes no piden ningún apoyo a 93,3% entre quienes piden al menos uno, y sigue subiendo con cada apoyo adicional. En los tres casos la distinción que ordena los datos es la que separa a quienes declaran una necesidad concreta de quienes no la declaran, y esa variable se lee directamente en la respuesta de la persona, sin necesidad de estimar perfiles.

Ese mismo cruce deja abierta la principal ambigüedad del estudio. Los dos módulos registran una disposición e interés declarados que rondan o superan el 90%, cifra que contrasta de manera marcada con el uso poco intensivo que muestra la medición general. La distancia entre ambos es el argumento más directo para interpretar esa alta disposición como un piso de aceptación y no como una estimación de la demanda. La ausencia de rechazo es una condición necesaria, pero claramente insuficiente.

Cabe seguir investigando con mayor precisión los usos que la población da a estos servicios. Queda pendiente realizar estudios que logren entrar en profundidad para saber no solo para qué se usa la IA, sino, además, sabiendo que se usa para trabajar, estudiar o buscar información, cómo están los usuarios persiguiendo esos fines, qué tipo de *prompts* utilizan, si se quedan con una primera respuesta o iteran sobre el resultado, y qué tan efectivos están resultando para conseguir lo que buscan. Resulta particularmente interesante indagar en esto respecto de aquellas personas que declaran buscar consejos médicos (19,6%) o legales (13,7%), y que podrían, por lo mismo, poner en riesgo su salud o entrar en dificultades legales.

También cabe investigar con mayor profundidad los usos de la IA agéntica, especialmente en consideración de que estos servicios están siendo fuertemente desarrollados en la actualidad y de que los datos disponibles demuestran que se trata de un grupo de tecnologías todavía en su infancia en lo que respecta a la adopción en el país.

Por último, la vía más directa para resolver la ambigüedad señalada es medir conducta y no solo declaración. Un piloto dirigido al segmento que declara una necesidad activa, que es donde se concentra la mayor probabilidad de convertir interés en uso, permitiría contrastar la disposición declarada con el comportamiento efectivo. Ese contraste es el que ninguno de los tres instrumentos, por su diseño transversal y de una sola aplicación, está en condiciones de establecer.

Bibliografía

- AIM. 2024a. «Actualización GSE AIM 2023 y manual de aplicación».
- AIM. 2024b. «Descriptor GSE AIM 2023».
- Alalaq, Ahmed Shaker. 2026. «Predictive Artificial Intelligence: A Theoretical Analytical Study of Foundations and Concepts». *H2D | Revista de Humanidades Digitais* 8(1):e6990-e6990. doi:10.21814/h2d.6990.
- Bean, Andrew M., Rebecca Elizabeth Payne, Guy Parsons, Hannah Rose Kirk, Juan Ciro, Rafael Mosquera-Gómez, Sara Hincapie M, Aruna S. Ekanayaka, Lionel Tarassenko, Luc Rocher, y Adam Mahdi. 2026. «Reliability of LLMs as Medical Assistants for the General Public: A Randomized Preregistered Study». *Nature Medicine* 32(2):609-15. doi:10.1038/s41591-025-04074-y.
- Brooks, Rodney Allen. 2002. *Flesh and Machines: How Robots Will Change Us*. New York: Pantheon Books.
- Brown, Sarah. 2025. «Machine Learning and Generative AI: What Are They Good for in 2025?» <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-and-generative-ai-what-are-they-good-for>.
- Choukhmane, Taha, Tim de Silva, Weidong Lin, y Matthew Akuzawa. 2026. «AI Financial Advice: Supply, Demand, and Life Cycle Implications».
- CNN Chile. 2026. Influyentes: Cuky Pérez y María José Abud.
- Kommers, Cody, y Ari Holtzman. 2026. «AI as Entertainment».
- McCorduck, Pamela, y Cli Cfe. 2004. *Machines Who Think: A Personal Inquiry into the History and Prospects of Artificial Intelligence*. 2.^a ed. New York: A K Peters/CRC Press.
- Mittal, Aashiya. 2026. «GPT-5 Guide: Features, Pricing, API, Use Cases & Comparisons». <https://www.ongraph.com/gpt5/>.
- Nature. 2025. «AI for Science 2025». <https://www.nature.com/articles/d42473-025-00161-3>.
- Ohlsen, Niels. 2015. «Example for a Latent Class Analysis with the poLCA-Package in R». <https://statistics.ohlsen-web.de/latent-class-analysis-polca/>.
- OpenAI. 2026. «What to Know about the Sora Discontinuation». <https://help.openai.com/en/articles/20001152-what-to-know-about-the-sora-discontinuation>.
- Panthalookaran, Varghese. 2025. «A Revised Taxonomy of Educational Objectives for AI-Natives: Reimagining Thinking Skills in the Age of AI». *Higher Education for the Future* 12(1):51-64. doi:10.1177/23476311241285100.
- Rajak, Harsh. 2025. «Human-like Playability in Chess AI: A Comparative Study of Deep Blue, AlphaZero, Leela Chess Zero, and Stockfish». *International Journal of Emerging Technologies and Innovative Research* 12(4). <https://www.jetir.org/view?paper=JETIR2504975>.

- Schneiders, Eike, Tina Seabrooke, Joshua Krook, Richard Hyde, Natalie Leesakul, Jeremie Clos, y Joel Fischer. 2025. «Objection Overruled! Lay People can Distinguish Large Language Models from Lawyers, but still Favour Advice from an LLM». Pp. 1-14 en *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.
- UNESCO. 2022. *Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence*. Paris. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137>.
- Weller, Bridget E., Natasha K. Bowen, y Sarah J. Faubert. 2020. «Latent Class Analysis: A Guide to Best Practice». *Journal of Black Psychology* 46(4):287-311. doi:10.1177/0095798420930932.