
Percepción y disrupción: Impacto laboral de la Inteligencia Artificial Generativa en Euskadi

Perception and Disruption: The Impact on Employment in the Basque Country of Generative AI

La rápida expansión de la Inteligencia Artificial Generativa (IAG) ha desencadenado un intenso debate sobre su impacto en el mercado laboral, especialmente en términos de sustitución y complementariedad de empleos. Este estudio aborda esta cuestión crucial, centrándose en la percepción y la exposición a la IAG en el contexto laboral español. Se explora cómo la capacidad de la IAG para realizar tareas cognitivas complejas desafía los paradigmas tradicionales sobre la automatización y el cambio tecnológico. Partiendo de la hipótesis del Cambio Técnico Sesgado hacia las Habilidades (SBTC), se examina cómo la irrupción de la IAG ha desafiado esta narrativa convencional. Además, se analiza la percepción social de la IAG y su influencia en la implementación y aceptación de esta tecnología emergente. Para ello, se utilizan los datos de una encuesta a nivel nacional realizada para este trabajo y los datos para el País Vasco de la Encuesta de Condiciones de Vida (ECV) del año 2023. Los hallazgos revelan que la exposición a la IAG varía según el género, nivel educativo y sector de actividad, destacando la necesidad de estrategias específicas para mitigar los posibles impactos negativos en el mercado laboral vasco.

Adimen Artifizial Sortzailearen (AAS) hedapen azkarrak eztabaida bizia piztu du lan-merkatuan duen eraginari buruz, batez ere enpleguen ordezkapenari eta osagarritasunari dagokionez. Azterlan honek funtsezko gai hori jorratzen du, Espainiako lan-testuinguruko AASren pertzepzioan eta eraginpean oinarrituta. AASK zeregin kognitibo konplexuak egiteko duen gaitasunak automatizazioari eta aldaketa teknologikoari buruzko paradigma tradizionalak nola desafiaturen dituen aztertzen da. Gaitasunetarako Aldaketa Tekniko Lerratuaren (SBTC) hipotesitik abiatuta, AASren agerpenak narratiba konbentzional hori nola desafiatu duen aztertzen da. Gainera, AASren gizarte-pertzepzioa aztertzen da, baita sortzen ari den teknologia horren ezarpenean eta onarpenean duen eragina ere. Horretarako, lan honetarako estatu mailan egindako inkesta baten datuak eta 2023ko Bizi Baldintzen Inkestako (BBI) EAErako datuak erabiltzen dira. Aurkikuntzek agerian uzten dute AASrekiko esposizioa aldatu egiten dela generoaren, hezkuntza-mailaren eta jarduera-sektorearen arabera, eta nabarmentzen da estrategia espezifikokoak behar direla euskal lan-merkatuan izan daitezkeen eragin negatiboak arintzeko

The rapid expansion of Generative Artificial Intelligence (GAI) has triggered intense debate about its impact on the labour market, especially in terms of job substitution and complementarity. This study addresses this crucial question, focusing on the perception and exposure to GAI in the Spanish work context. It explores how the ability of GAI to perform complex cognitive tasks challenges traditional paradigms about automation and technological change. Starting from the Skills Biased Technical Change (SBTC) hypothesis, it examines how the emergence of the GAI has challenged this conventional narrative. In addition, the social perception of the GAI and its influence on the implementation and acceptance of this emerging technology are analyzed. For this purpose, data from a national survey carried out for this work and data for the Basque Country from the Survey on Living Conditions (ECV) for the year 2023 are used. The findings reveal that exposure to GAI varies according to gender, educational level and sector of activity, highlighting the need for specific strategies to mitigate potential negative impacts on the Basque labour market.

Índice

1. Introducción
 2. La Inteligencia Artificial Generativa
 3. La exposición a la IAG
 4. El papel de la percepción sobre la IAG
 5. Un análisis de la percepción de la implementación de la IAG en Euskadi.
 6. Exposición y complementariedad en la economía vasca.
 7. Conclusiones
- Referencias bibliográficas
Anexo

Palabras clave: Inteligencia Artificial Generativa, tareas, exposición, complementariedad.

Keywords: Generative Artificial Intelligence, tasks, exposition, complementarity.

Nº de clasificación JEL: C45, M15, O33

Fecha de entrada: 11/04/2024

Fecha de aceptación: 06/05/2024

1. INTRODUCCIÓN

La rápida expansión de la Inteligencia Artificial Generativa (IAG), un campo de la inteligencia artificial que se centra en la capacidad de las máquinas para generar contenido original de manera autónoma, ha generado un intenso debate sobre cómo afectará al mercado laboral y qué implicaciones tendrá en términos de sustitución y complementariedad de empleos. A medida que la IAG avanza, su capacidad para realizar tareas cognitivas complejas y no rutinarias desafía los paradigmas existentes sobre la automatización y el cambio tecnológico, modificando la percepción sobre cuáles son y serán los empleos que se verán afectados por el cambio tecnológico.

Tradicionalmente, el análisis del cambio tecnológico en el mercado laboral se ha centrado en la hipótesis del Cambio Técnico Sesgado hacia las Habilidades (SBTC, por sus siglas en inglés). Esta hipótesis sugiere que la introducción de nuevas tecnologías elevó en las pasadas décadas la demanda de trabajadores altamente cualificados, mientras que las personas trabajadoras con empleos que implican tareas repetitivas y predecibles fueron sustituidas por las máquinas. Esta tradicional explicación, sin embargo, ha sido desafiada por la llegada de la IAG. Su capacidad para generar contenido original de manera autónoma y abordar problemas complejos amplía el espectro de tareas que pueden ser realizadas por máquinas de forma exitosa y eficiente. Esto plantea interrogantes sobre el futuro

de determinados empleos que antes se consideraban a salvo de la automatización, como son, por ejemplo, el de las personas que se dedican a la abogacía, la medicina o la investigación.

Esta disrupción potencial ha reavivado el temor al “desempleo tecnológico” y ha generado, en consecuencia, un creciente interés en medir la “exposición a la IAG” en diferentes ocupaciones y sectores. Dicha exposición se ha convertido así en el eje central de numerosos trabajos cuyo objetivo es evaluar los posibles efectos laborales de la irrupción de estas nuevas tecnologías. Por exposición se entiende la probabilidad de que las tareas de una ocupación puedan ser sustituidas o influenciadas significativamente por la IAG. Diversos estudios sugieren que ciertos sectores y ocupaciones estarán más expuestos a la IAG que otros, con patrones que varían según factores como el género, la etnia, la edad y el nivel educativo. Mientras algunas personas trabajadoras podrían beneficiarse de la complementariedad de la IAG en sus tareas diarias, otras podrían enfrentarse a desafíos relacionados con la sustitución de funciones tradicionales. En este contexto, el análisis de la exposición a la IAG ha recibido una atención significativa en los ámbitos académico, político y empresarial. Comprender qué ocupaciones y tareas están más expuestas es crucial para adoptar medidas preventivas, identificar riesgos y oportunidades, y preparar a la fuerza laboral para los cambios venideros.

El objetivo principal de este trabajo es explorar esta cuestión, examinando los avances en las metodologías para medir la exposición y analizando cómo dicha exposición puede estar condicionada por el contexto económico y social, en especial por las percepciones y actitudes que puedan existir hacia la implementación de la IAG. Para ello, se parte de un repaso del estado del arte en el análisis de la exposición a la IAG. A continuación, se discute qué elementos pueden modificar dicha exposición, en concreto la contextualización del entorno en el que la IAG puede ser aplicada. Específicamente, se analiza la percepción social hacia la IAG como un elemento que puede detener, retrasar o modificar su uso.

En segundo lugar, este trabajo pretende realizar un ejercicio práctico basado en una encuesta para España sobre la percepción social de la IAG, que en esta ocasión se define como la confianza de las personas encuestadas en que la IAG lleve a cabo una tarea específica. Dicho ejercicio, paralelo al de Cazzaniga *et al.* (2024), busca analizar si dicha implementación podrá generar sustituciones o complementación entre el factor humano de una ocupación o empleo y una máquina. Para ello, el análisis se basa en más de 450 respuestas a una encuesta realizada expresamente para este ejercicio y el uso de los microdatos de la Encuesta de Condiciones de Vida (ECV) del año 2023, para ofrecer una estructura consistente con la que poder elevar los resultados obtenidos.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. Tras esta breve introducción, en la sección segunda se aborda la naturaleza de la IAG y sus posibles implicaciones

para el mercado laboral. Posteriormente, en las secciones tercera y cuarta se define el concepto de exposición a la IAG y se explora la percepción social sobre su aplicación en diversas tareas, respectivamente. En la sección quinta se lleva a cabo un análisis de la exposición y la complementariedad de la IAG en el empleo en Euskadi, utilizando como base los hallazgos de las secciones anteriores. La sección sexta presenta una serie de recomendaciones, especialmente en términos de formación, para el diseño de políticas que faciliten una adaptación efectiva a la IAG. Finalmente, en la sección séptima se extraen las principales conclusiones del estudio.

2. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA

El efecto del cambio tecnológico en el mercado laboral siempre ha suscitado un gran interés, si bien éste ganó intensidad a partir de la llamada tercera revolución industrial. El impacto de la automatización sobre el empleo desde el último tercio del siglo XX inició un debate sobre si este proceso generaría importantes efectos económicos, además del tradicional aumento de la productividad. Aspectos como el incremento de la desigualdad salarial y la polarización entraron en la discusión, por encima de otras cuestiones como el desempleo tecnológico.

Trabajos como los de Bound y Johnson (1992), Autor, Katz y Krueger (1998), Autor y Katz (1999), Goldin y Katz (1998), Autor, Levy y Murnane (2001), Acemoglu y Autor (2011) y Card y Lemieux (1996), entre otros muchos, contribuyeron a una literatura que analizaba, mediante el uso de modelos y la disponibilidad de datos, qué efectos tendría la tecnología sobre salarios y empleo. El análisis de la complementariedad y la sustitución de las personas trabajadoras en el mercado laboral debido a la aparición de nuevas máquinas (computadoras y robots) sería el principal hilo conductor. Una observación fundamental de esta literatura era que las personas trabajadoras altamente cualificadas, dada la correlación existente entre dicha cualificación y el nivel de educación, tendían a utilizar más frecuentemente las nuevas tecnologías, hardware y software y más adelante robots, en sus actividades laborales (Krueger, 1993). Este hecho sugirió que las nuevas tecnologías actuaban de manera complementaria al capital humano. Así pues, la demanda relativa de personas trabajadoras altamente cualificadas aumentó gracias al cambio tecnológico y, por estas mismas razones, se generó un aumento en la desigualdad de ingresos. Se postulaba así la validez de la hipótesis SBTC, es decir, que la introducción de nuevas tecnologías generó un aumento en la demanda de personas trabajadoras altamente cualificadas.

Más avanzado el siglo XXI, el debate adquirió mayor relevancia gracias a la ampliación de la evidencia, no sólo en los Estados Unidos, principal laboratorio gracias a la disponibilidad de información, sino también en otros países. Las conclusiones de gran parte de estos trabajos sobre los efectos de la computerización y la robotización en el mercado laboral se fueron consolidando. Las personas trabajadoras altamente cualificadas podrían utilizar las nuevas tecnologías para mejorar su rendi-

miento y productividad. La capacidad de estas nuevas tecnologías para realizar tareas repetitivas y predecibles, muchas de ellas tediosas y otras rutinarias, permitió que las personas trabajadoras en empleos donde el número de tareas fuera escaso y se adecuara perfectamente a lo que las máquinas pudieran hacer, fueran sustituidas por las máquinas. Sin embargo, las personas trabajadoras con empleos complejos, donde buena parte de las tareas requerían habilidades cognitivas y no rutinarias, serían complementadas por estos avances, resultando en una mejora de su retribución al ser el cambio tecnológico un vehículo para la mejora de su productividad.

Las consecuencias finales de este proceso de automatización serían, por lo tanto, no un aumento del desempleo tecnológico, sino un aumento de la desigualdad salarial. Así, el cambio tecnológico sería uno de los principales causantes del aumento de dicha desigualdad entre personas trabajadoras, con especial relevancia en el “despoblamiento” de lo que llamaríamos clase media salarial, compuesta inicial y mayoritariamente por salarios provenientes de la industria, sector receptor de buena parte de las consecuencias de esta automatización.

En este contexto, el resto de las personas trabajadoras, apartadas de esa “clase media”, experimentaron consecuencias asimétricas debido a la irrupción de la automatización, mientras que las personas trabajadoras poco cualificadas serían relegadas a empleos que requerían habilidades mínimas, principalmente manuales, donde las máquinas no tendrían la capacidad de competir. Las personas trabajadoras cualificadas, como se ha mencionado, serían las ganadoras en este proceso, siendo no inmutables a la sustitución de sus empleos por máquinas, sino claras vencedoras. Los empleos cualificados estarían a resguardo de las “amenazas” de las máquinas.

Sin embargo, la aparición de la inteligencia artificial cambia estas reglas del juego. La capacidad de ésta para realizar tareas, ya no sólo rutinarias sino también complejas, modifica el espectro de posibles consecuencias de su implementación. El desarrollo de la IAG amplía exponencialmente el número de tareas y el éxito con el que las máquinas las abordan, algo que hace unos pocos años no podríamos haber imaginado.

Es por ello por lo que el debate sobre el impacto del cambio tecnológico en el mercado laboral ha resurgido de forma natural, o al menos ha mutado desde el ya existente. Así, la capacidad de las máquinas para hacer tareas con un carácter cognitivo y en parte no rutinario amplifica claramente la capacidad de éstas para sustituir el empleo. La sombra de la sustitución por máquinas parece cernirse también sobre las personas que realizan labores no manuales y no rutinarias, y con ello irrumpe de nuevo la idea de un mundo sin empleo.

Los avances en IAG

Como se ha comentado, un posible vector de avance en los grandes cambios en el mercado de trabajo del que seremos testigos en los próximos años vendrá motiva-

do por la irrupción de la IAG. La ventaja de la IAG, y que es por lo que se distingue de la inteligencia artificial conocida hasta hace poco y le otorga ese carácter tan disruptivo, es su capacidad para generar contenido original de manera autónoma, empleando modelos como las Redes Generativas Adversarias (Goodfellow *et al.*, 2014) y los Autocodificadores Variacionales (Kingma y Welling, 2019). Esta nueva versión de la IAG destaca en su capacidad de crear material novedoso, como imágenes realistas nunca vistas o composiciones musicales originales basadas en patrones aprendidos e incluso de videos que difícilmente podríamos considerar generados de la nada por una máquina.

El avance en IAG marca un hito significativo respecto a otras formas de inteligencia artificial, como el aprendizaje supervisado y no supervisado, tradicionalmente pilares del Machine Learning. La IAG se distingue por su enfoque en tareas específicas basadas en análisis de datos históricos, como el Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP, por sus siglas en inglés) que comprende y genera contenido novedoso. Esta capacidad refleja una visión holística para abordar problemas complejos, marcando un nuevo horizonte en la IAG.

Además, es importante resaltar que la IAG no se limita simplemente a la resolución de tareas específicas. Busca emular la inteligencia humana en su amplitud y complejidad, lo que implica no sólo comprender y generar contenido, sino también razonar, aprender continuamente y adaptarse de manera flexible a nuevas situaciones. Esta cualidad la diferencia significativamente de enfoques más limitados de la inteligencia artificial y resalta su potencial para enfrentar desafíos cada vez más complejos en diversos campos.

Respecto al NLP, una rama esencial de la IAG, es fundamental destacar su alcance y sus aplicaciones. Además de comprender y generar texto significativo, el NLP abarca el análisis morfológico y sintáctico, permitiendo la comprensión de la estructura gramatical de las oraciones. Tareas como el Reconocimiento de Entidades Nombradas identifican y clasifican entidades como nombres de personas, lugares y fechas, mientras que el análisis semántico se ocupa de entender el significado de las palabras y oraciones en un contexto más amplio, abordando la resolución de ambigüedades y la interpretación de connotaciones.

Así pues, la IAG representa un hito en la evolución de la inteligencia artificial, con el potencial de transformar nuestra relación con la tecnología y el mundo que nos rodea. Su capacidad para comprender, aprender y adaptarse de manera similar a los seres humanos abre nuevas posibilidades en campos tan diversos como la medicina, la educación, la industria y la investigación científica.

Sin embargo, esta expansión de la capacidad de las máquinas para realizar tareas cognitivas también plantea desafíos significativos, especialmente en términos de empleo y reestructuración laboral. A medida que la IAG se vuelve más sofisticada, es probable que se produzcan cambios en la demanda de habilidades laborales y la distribu-

ción del trabajo. Esto puede resultar en la sustitución de personas trabajadoras en roles tradicionalmente asociados con tareas cognitivas, así como en la reconfiguración de las responsabilidades laborales y la necesidad de una actualización constante de habilidades para adaptarse a un entorno laboral en constante evolución.

En este contexto, las instituciones educativas y de formación, públicas y privadas, tienen un papel fundamental que desempeñar en la preparación de las personas trabajadoras para el futuro del trabajo. Deben colaborar estrechamente con la industria para identificar las habilidades y competencias necesarias en la era de la IAG y diseñar programas de formación y reconversión profesional que permitan a las personas trabajadoras adquirir estas habilidades de manera efectiva. Esto puede incluir iniciativas de capacitación en estas tecnologías emergentes, así como habilidades blandas (*soft skills*) entre las que estarían el pensamiento crítico, la resolución de problemas y la comunicación efectiva.

Además, es crucial que estas instituciones establezcan políticas y programas de apoyo para las personas trabajadoras afectadas por la automatización y la IAG. Esto podría incluir programas de reentrenamiento y recolocación laboral, así como medidas de protección social para aquellas personas que se enfrentan a dificultades durante la transición. Al invertir en la mejora de las habilidades y la empleabilidad de las personas trabajadoras, las instituciones pueden ayudar a garantizar que la adopción de la IAG beneficie a toda la sociedad, promoviendo un crecimiento económico inclusivo y sostenible.

3. LA EXPOSICIÓN A LA IAG

En consecuencia, estos avances en la IAG han desencadenado un intenso debate sobre la posibilidad de que vaya más allá de la sustitución del empleo por robots y software. El análisis tradicional se ha trasladado al estudio de cómo la IAG afecta a ciertos empleos y cómo éstos reaccionan ante ello. La exposición que ciertas tareas u ocupaciones tengan con respecto a la IAG puede definir el grado de sustitución resultante.

Para adoptar medidas preventivas, resulta crucial conocer qué ocupaciones y/o tareas tienen posibilidad de estar más o menos expuestas a la IAG. Para ello, es primordial medir la exposición a estos nuevos cambios tecnológicos, identificando de este modo las ocupaciones y por extensión las personas trabajadoras que pudieran verse influenciadas en mayor medida, positiva o negativamente, por la IAG. Así pues, la exposición se ha convertido en un tema central en la discusión contemporánea sobre el futuro laboral y económico, abordando tanto la pérdida potencial de empleos como las oportunidades para mejorar la productividad y crear nuevos roles laborales mediante la interacción con aplicaciones de IAG.

Definiendo la exposición como la probabilidad de que las tareas de una ocupación puedan ser sustituidas o claramente influenciadas por esta tecnología, diversos

estudios ya avanzan que ciertos sectores y ocupaciones estarán más expuestos a la IAG que otros, patrones que variarán influenciados por otras dimensiones como son el género, la etnia/raza, la edad o el nivel educativo. Este análisis ya existente, heredando la visión previa sobre el SBTC, asume que mientras algunas personas trabajadoras podrían beneficiarse de la complementariedad de la IAG en sus tareas diarias, otras podrían enfrentarse a desafíos relacionados con la sustitución de funciones tradicionales. Bajo esta premisa continuista, la exposición a la IAG tendrá consecuencias en la desigualdad salarial y la distribución de ingresos, dado que algunos sectores experimentarán aumentos en la productividad, mientras que otros se enfrentarán a riesgos de desplazamiento laboral y desigualdad de oportunidades.

Por todo ello, el análisis de la exposición a la IAG ha recibido una atención significativa en diversos ámbitos, desde el académico hasta el político y el empresarial.

Medir la exposición

En relación con su medición, es de obligada referencia el trabajo de Felten *et al.* (2021) (FRS21 en adelante) que avanza, a su vez, a partir de un trabajo previo de los mismos autores (Felten *et al.*, 2018).

Así, en el FRS21 se define la “exposición” a la IAG como el grado de solapamiento entre las aplicaciones de IAG y las habilidades humanas requeridas en cada ocupación. Con esta definición, los autores se proponen medirla, con el objetivo de proporcionar un marco para evaluar el impacto de la IAG en las habilidades ocupacionales, lo que implica analizar las tareas y actividades requeridas por diferentes ocupaciones e identificar las habilidades y capacidades más relevantes para la IAG. Además, bajo esta premisa, los autores discuten en su análisis cuáles pueden ser los posibles beneficios y desafíos de utilizar la IAG en diferentes ocupaciones, y ofrecen ejemplos de cómo la IAG puede mejorar la productividad y la eficiencia.

En FRS21 los autores también calculan el llamado AIOE (Artificial Intelligence Occupational Exposition) un índice que vincula las aplicaciones de IAG a las habilidades laborales mediante un conjunto de datos recopilado a partir de las respuestas a encuestas realizadas a “personas trabajadoras independientes” del servicio web Mechanical Turk de Amazon. El resultado de esta encuesta son datos que contienen una medida de la relación entre la aplicación de IAG y la habilidad laboral a la que estaría asociada, definiendo esa relación, en función de su semejanza, con valores entre 0 y 1. Una vez obtenidas estas medidas, organizan una matriz de 10 aplicaciones de IAG y 52 habilidades laborales de O*NET¹. Con la agregación de estos valo-

1 O*NET (Occupational Information Network o Red de Información Ocupacional) es una base de datos realizada para el mercado laboral de los Estados Unidos que ofrece información detallada sobre las diversas ocupaciones en las que se puede identificar cualquier empleo. O*NET también incluye un sistema de clasificación que organiza las ocupaciones en función de factores como las habilidades requeridas, el nivel educativo, la complejidad del trabajo y otros criterios relacionados con el empleo.

res en uno solo se obtiene para cada ocupación un valor de exposición a la AIG, teniendo en cuenta la presencia de diferentes habilidades dentro de una ocupación. En concreto, para cada ocupación, las habilidades que le son fundamentales tendrán valores altos de prevalencia e importancia, mientras que aquellas que se utilizan con menos frecuencia o son menos vitales tendrán valores más bajos de prevalencia e importancia. La exposición agregada de una ocupación a la IAG se calcula, así, sumando esta exposición ponderada a nivel de habilidad a través de todas las habilidades en una ocupación. Los valores se estandarizan y clasifican de mayor a menor exposición.

Una vez se obtienen los valores de AIOE para cada ocupación, se aplican al número de personas trabajadoras en cada ocupación para obtener el valor de exposición agregado. Cuando esto se puede hacer, a su vez es posible obtener valores de exposición en función de diferentes características de las personas trabajadoras y por otros parámetros, como puede ser las áreas geográficas. En FRS21 los autores encuentran evidencia de que es más probable que la IAG afecte las habilidades cognitivas y sensoriales².

A partir del ejercicio de FRS21 se han sucedido otros trabajos que han centrado también su análisis en el concepto de exposición. Así, por ejemplo, el Pew Research Center (2023) (PRC en adelante) realiza un amplio análisis sobre los efectos de la IAG en el empleo de los Estados Unidos dedicando un apartado de su estudio en exclusiva a analizar la exposición. Sus conclusiones pasaban por considerar que, en general, las personas trabajadoras menos expuestas a la IAG son las más numerosas, en contra de lo que podría creerse. Según este informe, en 2022 casi una de cada cuatro personas trabajadoras en los Estados Unidos (el 23%) estaría empleada en trabajos menos expuestos, en comparación con uno de cada cinco personas trabajadoras (el 19%) en los empleos más expuestos.

Por razón de género, según el PRC, los hombres están menos expuestos a la IAG en 2022 puesto que tienen más probabilidades que las mujeres de trabajar en empleos en los que se realizan tareas físicas o manuales, como resulta en ocupaciones de construcción, producción, reparación y mantenimiento. Sin embargo, para las mujeres, la probabilidad de trabajar en empleos expuestos y no expuestos a la IAG es prácticamente similar.

Algo parecido sucede con la raza. Así, las personas afroamericanas o hispanas tienen más probabilidades que otros grupos de estar empleadas en trabajos menos expuestos. En cuanto a la educación, la mitad de las personas trabajadoras sin estudios secundarios y un tercio de aquellas con estudios secundarios ocupaban empleos con menor exposición a la IAG. Las personas trabajadoras con estos niveles de

2 Los valores de AIOE no fueron sensibles a excluir ninguna de las aplicaciones en la muestra. Por lo tanto, cualquier aplicación de inteligencia artificial que pueda haber sido excluida probablemente esté relacionada con un conjunto similar de habilidades cognitivas y sensoriales.

educación representaron aproximadamente el 31% de la fuerza laboral de EE.UU. de 25 años en adelante en 2022, pero sólo el 7% de las personas trabajadoras con un título universitario o un nivel de educación más alto, que suponen el 44% de la fuerza laboral de EE.UU. de 25 años en adelante, estaban empleadas en trabajos menos expuestos. En términos de concentración ocupacional, un pequeño número de ocupaciones representaba una gran proporción de hombres y mujeres con alta exposición a la IAG.

Esta concentración es aún más pronunciada para las mujeres. Las cerca de 5,8 millones de mujeres que presentan el mayor grado de exposición a la IAG en sus empleos estaban empleadas en sólo cinco ocupaciones, representando el 40% del total. Estos empleos son en su mayoría de naturaleza administrativa, y los trabajos de contabilidad y auditoría exponen a la IAG a un gran número de personas, tanto de hombres como de mujeres.

Ya fuera de los Estados Unidos, Albanesi *et al.* (2023) exploran la exposición en un estudio que abarca 16 países europeos durante el período 2011-2019. Su análisis se centra en dos dimensiones clave de exposición. La primera dimensión está basada en tareas y la segunda en habilidades. Utilizando datos de la O*NET para calcular estas medidas, así como una medida de exposición al software basada en la similitud textual entre las descripciones de puestos de trabajo y las patentes de software desarrollada por Felten *et al.* (2018), Albanesi *et al.* encuentran una asociación positiva entre la automatización impulsada por la IAG y los cambios en las cuotas de empleo, especialmente en las ocupaciones con una mayor proporción de personas trabajadoras jóvenes y cualificadas. Este hallazgo respaldaría el SBTC, sugiriendo que las tareas que requieren habilidades cognitivas superiores no serían más susceptibles a la automatización mediante la IAG. Sin embargo, no se observa una relación clara entre la exposición al software y los cambios en el empleo o los salarios. Finalmente, aunque la IAG parece tener un impacto positivo en el empleo en la mayoría de los países europeos, los autores subrayan que el impacto real puede variar según las características específicas de cada país y su adaptación a estas tecnologías.

Guarascio *et al.* (2023) analizan el impacto de la exposición a la IAG en el empleo en las regiones europeas entre 2011 y 2018. Utilizando de nuevo el AIOE, encuentran que una mayor exposición a la IAG tiene un efecto positivo sobre el empleo regional y que las regiones con una proporción relativamente mayor de ocupaciones expuestas a la IAG muestran un crecimiento del empleo más fuerte. Esto sugiere que predomina un efecto de complementariedad entre la IAG y el empleo. Sin embargo, cruzando los análisis con otras dimensiones de cambio tecnológico, como es la implantación de robots en las actividades, el efecto positivo se reduce. Así, en regiones con alta densidad de robots, una mayor exposición a la IAG se asocia con un efecto negativo sobre el empleo. Esta evidencia sugiere un mayor efecto sustitutivo de trabajo cuando la IAG se combina con tecnologías de automatización como los robots. Esta cuestión debe ser un referente a la hora de valorar el im-

pacto de la IAG en regiones donde la industrialización es mayor y, junto a ella, la implementación de la automatización. Finalmente, los autores encuentran que hay heterogeneidad entre regiones en términos de capacidad para adoptar la IAG, la especialización productiva, y los efectos sobre el empleo. Los factores estructurales como las inversiones en I+D y la demanda agregada moderan la relación entre la IAG y el empleo.

En cuanto a España, el estudio destaca que el país se encuentra por debajo de la media de la Unión Europea en términos de exposición a la IAG y al software, a pesar de experimentar un impacto positivo en el empleo. Los datos revelan que España cuenta con un porcentaje menor de especialistas en Tecnologías de la Información y Comunicación en comparación con la media de la UE. A pesar del aumento en el acceso a Internet en los hogares españoles, persiste una brecha digital en términos de regiones y edades. Se señala que España presenta oportunidades de mejora y adaptación al cambio tecnológico, ya que, aunque aún está rezagada en comparación con otros países europeos, existen posibilidades de desarrollo y optimización en la adopción de nuevas tecnologías.

4. EL PAPEL DE LA PERCEPCIÓN SOBRE LA IAG

La exposición a la IAG conlleva cambios en las tareas desempeñadas en diferentes ocupaciones. Estos cambios pueden abarcar desde la simple sustitución del trabajador hasta la potencial mejora de la productividad, al facilitar la ejecución de las mismas tareas. Sin embargo, esta visión tradicional del impacto de una tecnología heredada de los trabajos de décadas anteriores debe ser matizada cuando hablamos de inteligencia artificial y en especial de la IAG. Dada la posibilidad de que la IAG se ocupe de tareas que están más próximas al consumidor, donde el trato con el ser humano es más estrecho y a veces fundamental, especialmente en ciertos servicios, implica una obligada comprensión sobre cómo los cambios hacia estas nuevas tecnologías pueden estar condicionados por la percepción que exista sobre la IAG.

Así pues, la percepción social de la IAG va a jugar un papel crucial en su adopción e implementación. A menudo, esta percepción se ve moldeada por narrativas mediáticas que resaltan los posibles riesgos y peligros asociados con la IAG, lo que puede generar desconfianza y escepticismo en el público en general. Esta desconfianza puede llevar a demandas de una validación humana para ciertas tareas realizadas por IAG, especialmente aquellas que involucran decisiones críticas o éticamente sensibles. A pesar de los avances tecnológicos y los evidentes beneficios que la IAG puede aportar en términos de eficiencia y precisión, persiste la idea de que los humanos son mejores para tomar decisiones en contextos complejos. Esta percepción limitada puede frenar el progreso y la adopción de la IAG en diversas áreas, desde la atención médica hasta la conducción autónoma, al restringir su autonomía y promover una dependencia excesiva de la validación humana. En este contexto, la

narrativa social sobre la IAG cobra importancia en tanto en cuanto puede imponer límites a la implementación de la IA o simplemente obligar a su diseño transparente (Sartori, 2022). La percepción que tengamos sobre la IAG y las tareas que ésta pueda llevar a cabo es crítica ya no sólo para entender cómo la IAG puede afectar a la sociedad, sino también hasta qué punto su desarrollo puede influir en variables económicas tan relevantes como el empleo.

Por ejemplo, Brauner *et al.* (2023) examinan, en un estudio con 122 participantes en Alemania, cómo la percepción pública de la IAG en distintos sectores está moldeada por las expectativas sobre sus beneficios, así como por las incertidumbres y temores asociados. La creciente presencia de la IAG en la sociedad destaca la importancia de comprender cómo estas percepciones pueden influir en su adopción y aceptación. Para valorar dicha percepción evalúan 38 declaraciones relacionadas con la IAG en diversos contextos, tratando de cubrir con ello una visión detallada de las actitudes y preocupaciones específicas de la población hacia la IAG. Con esto logran generar un “mapa de criticidad” destacando las preocupaciones que requieren atención especial. La mayor inquietud identificada es la amenaza de ciberseguridad, subrayando la importancia de abordar este riesgo para garantizar un desarrollo seguro de la IAG.

Bajo esta misma premisa, Pizzinelli *et al.* (2023), ampliado en Cazzaniga *et al.* (2024) (IMF24 en adelante) desarrollan una medida de AIOE ajustada por complementariedad (C-AIOE), donde la exposición de las ocupaciones a la IAG se ve mitigada por su potencial de complementariedad. A grandes rasgos, los autores de este estudio realizan un ajuste a la metodología de AIOE de FRS21 para capturar el potencial de complementar o sustituir el trabajo en cada ocupación. Este índice utiliza información sobre el contexto social, ético y físico de las ocupaciones, junto con los niveles de habilidad requeridos. Luego, aplicando tanto la medida original como las medidas ajustadas por complementariedad a microdatos de la fuerza laboral (utilizando ISCO-08) de 6 países, revisan el impacto que podría existir a la exposición a la IAG, pero condicionada por la complementariedad.

Así, su uso en determinadas tareas puede estar influenciado por la percepción social hacia la IAG. En este estudio se define la complementariedad como el potencial de que la IAG complemente las tareas y la toma de decisiones de las personas trabajadoras en ciertas ocupaciones, en lugar de reemplazarlas completamente, y que suele ser más probable en ocupaciones de “alta exposición y alta complementariedad”, como los profesionales de la cirugía, la abogacía y la judicatura. Así, dentro de esta complementariedad, un factor que puede definirla e intensificarla son las preferencias sociales y las alternativas disponibles a la IAG, y que jugarán sin duda un papel importante en determinar qué tan aceptable podrá ser delegar tareas a sistemas de IAG no supervisados en diferentes contextos. Esto quiere decir, por lo tanto, que el contexto social y económico es importante para conocer el impacto que la exposición a la IAG tendrá en diversas ocupaciones.

Por ejemplo, en países de bajos ingresos donde hay escasez de personal médico capacitado, las consultas médicas respaldadas por IAG podrían ser vistas como una opción atractiva, mostrando una mayor aceptación social en ese contexto que en países desarrollados y de altos ingresos donde la disponibilidad del factor humano es mayor.

Así pues, la implantación de la IAG en la realización de las tareas no sólo puede venir determinada por su capacidad de competir con el factor humano desde un punto de vista económico, sino también por la percepción social que se tenga de esta posible sustitución y que, a su vez, puede venir influenciada por el contexto socioeconómico donde se llevan a cabo las actividades.

El índice de complementariedad del IMF24 es una medida que ajusta el índice de exposición ocupacional AIOE del FRS21, basándose en dos factores adicionales extraídos de la base de datos O*NET. En primer lugar, el contexto de trabajo, es decir, aspectos sociales y físicos de cómo se realiza el trabajo en una ocupación. En segundo lugar, las habilidades requeridas. Así, valorando ocupación por ocupación, en el IMF24 se argumenta que en ocupaciones con alto nivel de habilidades requeridas y contextos sociales/físicos sensibles, es más probable que la IAG complemente en lugar de sustituir el trabajo humano. De este modo, el índice de complementariedad ajustado (C-AIOE) es una medida que reduce la exposición original en aquellas ocupaciones con mayor potencial de complementariedad entre IAG y personas trabajadoras. Un C-AIOE más alto refleja entonces una mayor probabilidad de que la IAG pueda sustituir el trabajo humano en esa ocupación.

Construyendo el C-AIOE, los autores clasifican las ocupaciones en tres grupos: “alta exposición, alta complementariedad”; “alta exposición, baja complementariedad”; y “baja exposición”. Aunque los indicadores (y los umbrales adoptados para definir qué es alto y bajo, representados por sus valores medianos) son medidas relativas, esta categorización destaca las diferencias generales entre las ocupaciones en términos de su exposición a la IAG y su potencial de complementariedad. Las ocupaciones de alta exposición y alta complementariedad tienen un gran potencial gracias al apoyo de la IAG, ya que esta puede complementar a las personas trabajadoras en sus tareas y toma de decisiones. Sin embargo, hay un alcance limitado para el uso no supervisado de la IAG en estos roles.

Al igual que los estudios anteriores, el IMF24 revela disparidades sustanciales entre países en la AIOE base, siendo los mercados emergentes los que muestran generalmente niveles de exposición más bajos que las economías avanzadas. Esta disparidad se debe principalmente a diferentes estructuras de empleo, con economías avanzadas caracterizadas por mayores proporciones de ocupaciones de alta habilidad, como profesionales y gerentes. De acuerdo con este informe y replicando a FRS21, estas profesiones son las más expuestas a la inteligencia artificial debido a su

alta concentración de tareas basadas en habilidades cognitivas. Sin embargo, debido a que estas ocupaciones también muestran un mayor potencial de complementariedad con la IAG, estas disparidades entre países en términos de exposición potencialmente disruptiva se reducen considerablemente una vez que se tiene en cuenta la complementariedad. Sin embargo, las economías avanzadas siguen estando más expuestas incluso bajo la medida C-AIOE. Los mercados emergentes, con una gran proporción de empleo agrícola, siguen siendo relativamente menos expuestos bajo ambas medidas, ya que las ocupaciones en este sector tienen una exposición inicial muy baja a la inteligencia artificial. En general, los resultados sugieren que el impacto de la IAG en los mercados laborales de las economías avanzadas puede ser más “polarizado”, ya que su estructura de empleo los posiciona mejor para beneficiarse de las tecnologías emergentes.

5. UN ANÁLISIS DE LA PERCEPCIÓN DE LA IMPLEMENTACIÓN DE LA IAG EN EUSKADI

El presente estudio tiene como propósito contextualizar la investigación acerca de la percepción social de la IAG en el contexto de España y plantear resultados para una de sus comunidades autónomas, Euskadi, con el objetivo de comprender cómo dicha percepción puede influir en su implementación, ya sea en términos de sustitución potencial de tareas existentes o de posible complementariedad con las mismas.

No obstante, se ha optado por evitar el uso de los indicadores de complementariedad desarrollados por el IMF24, debido a que, como se ha explicado en la descripción de dicho trabajo, el contexto socioeconómico desempeña un papel crucial en la evaluación de la viabilidad de la complementariedad de la IAG. Por esta razón, se ha elaborado una encuesta dirigida a 450 encuestados españoles con el fin de indagar acerca de su percepción respecto a la IAG.

La realización de una encuesta a nivel nacional proporciona una visión detallada y específica de cómo se percibe la IAG en el contexto económico y social de España. Estos datos son fundamentales para comprender la actitud de la sociedad española hacia esta tecnología emergente y su posible impacto en diversos sectores de la sociedad y la economía. Además, al contrastar los resultados de la encuesta nacional con los hallazgos de estudios internacionales, se podrá enriquecer la comprensión global de la percepción de la IAG.

Para asegurar el éxito de esta tarea, es imperativo que los encuestados comprendan claramente las preguntas y respondan en función de su contexto. Específicamente, en la encuesta se solicita a los encuestados que expresen si confiarían en una IAG que llevara a cabo ciertas tareas cuya descripción trata de ser lo más sencilla posible. Este enfoque garantiza que las respuestas reflejen de manera precisa la actitud y la percepción de la sociedad española hacia la IAG.

Sin embargo, para obtener la máxima información posible de la percepción por parte de las personas encuestadas, evitando al mismo tiempo el cansancio que podría causar una extensa lista de preguntas en la encuesta, debido a multiplicidad de tareas existente, un primer paso ha sido simplificar, mediante agregación, el número de tareas sobre las que se les pregunta. Así, las 52 tareas existentes en la base de datos de la Organización Internacional del Trabajo (ILO, por sus siglas en inglés) se agregan reduciendo el número de tareas a menos de la mitad, concretamente 25. Esta agregación puede ser considerada como la búsqueda de un mínimo común denominador para el conjunto de tareas.

5.1. Aplicación de Modelos de Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP) para la síntesis y categorización de tareas laborales

Para llevar a cabo esta agregación, y como ejercicio práctico sobre las potencialidades de complementariedad que el presente artículo busca destacar, se ha decidido confiar en una máquina de inteligencia artificial. Específicamente, se ha utilizado Claude IA, desarrollada por Anthropic, para realizar dicha tarea en lugar de depender de agregaciones subjetivas realizadas por el autor. Claude fue entrenado por Anthropic utilizando técnicas avanzadas de aprendizaje automático sobre grandes cantidades de datos de texto. Su función principal es procesar, comprender y generar lenguaje natural de manera fluida e idiomática. Por esta razón, cuenta con capacidades de NLP como son el análisis sintáctico, el reconocimiento de entidades, la clasificación de texto, la generación de respuestas, el resumen de contenido, la traducción entre idiomas, y muchas otras tareas relacionadas con el procesamiento del lenguaje humano. A diferencia de otros sistemas de NLP más específicos y limitados, su arquitectura permite a Claude manejar tareas de comprensión y generación de lenguaje de manera más general y abierta, adaptándose al contexto y encadenando diferentes capacidades según sea necesario. El uso de Claude frente a otras opciones como ChatGPT de OpenAI se debe a varias razones, aunque en particular por las ventajas que el primero demuestra en aquella tarea que le queremos encomendar. Así, según Stewart (2024), Claude destaca por su capacidad para comprender el lenguaje natural y su enfoque en principios éticos de IAG, mientras que ChatGPT ofrece una gama más amplia de funciones, como la generación de imágenes. Por todo ello, Claude se emplea para identificar clústeres que agrupen descripciones más generalizadas de las tareas en torno a grupos de aquéllas incluidas en la clasificación de 52.

Para comenzar, se parte de las ocupaciones identificadas por códigos ISCO-08 de dos dígitos definidas por la International Standard Classification of Occupations (ILO, 2012). Una vez elegida la clasificación, la propia lista ofrecida por la ILO incorpora al descripti-

vo de dichas ocupaciones las tareas realizadas en cada una de ellas³. El problema es que, para cada ocupación incluida en una agregación de dos dígitos, el número de tareas contenidas en los descriptivos es extenso. Es por ello por lo que, para los siguientes pasos que se quieren dar en este análisis, se ha procedido a simplificar el vasto número de opciones. Así, una vez tomadas las tareas, se ha solicitado a Claude que genere una lista de 25 que representen, en cierto modo, un resumen comprensivo de todas ellas.

El modelo demuestra su capacidad para comprender la información suministrada y generar tareas resumen utilizando patrones lingüísticos aprendidos durante su entrenamiento masivo. La generación de estas tareas resumen se basa en la contextualización y asociación de conceptos, reflejando así la sofisticación del modelo en la manipulación de datos lingüísticos. Concretamente, las etapas seguidas en el proceso son las siguientes:

- Lectura y extracción de temas principales (*topics mining*): se realiza una lectura comprensiva de todas las descripciones de tareas para cada código ISCO2D para identificar los temas y actividades principales cubiertas a través de un proceso de generación de etiquetas descriptivas (*tagging*).
- Definición inicial de categorías (*clusters*): con base en la semejanza semántica entre los temas extraídos previamente, se definen categorías preliminares amplias para englobar grupos de tareas relacionadas entre sí, buscando reducir el solapamiento de temas entre clusters.
- Clasificación de tareas: cada descripción de tarea es asignada a la categoría que mejor describa el tema principal cubierto por la misma. En casos de ambigüedad, donde la tarea se ajusta a múltiples categorías, se asigna a la que tenga mayor relevancia conceptual con la actividad.
- Refinamiento de *clusters*: las categorías inicialmente definidas son revisadas para evaluar la necesidad de consolidación, en casos donde muy pocas tareas han quedado clasificadas, o su subdivisión, en el caso de grupos muy amplios con múltiples temas.
- Iteración: las etapas anteriores se repiten de forma manual varias veces, iterando sobre los cambios en los *clusters* y en la reclasificación de las tareas, buscando llegar a una versión óptima para propósitos analíticos.
- Consolidación final: se llega a un total de 25 categorías, sin grupos demasiado grandes ni demasiado pequeños, que de manera exclusiva cubren todas las descripciones de tareas originales.
- Mapeo: finalmente, se indican los códigos ISCO2D que contienen tareas en cada agrupación definida.

3 <https://www.ilo.org/ilostat-files/ISCO/newdocs-08-2021/ISCO-08/ISCO-08%20EN%20Structure%20and%20definitions.xlsx>

De esta manera, a través de un proceso cualitativo, inductivo y reiterativo de extracción de temas, definición y optimización de grupos, y mapeo de elementos, se logra una categorización consolidada de las tareas para una clasificación a dos dígitos de ISCO.

Este enfoque no sólo destaca la utilidad de los modelos NLP en la síntesis y categorización de información compleja, sino que también subraya la versatilidad de Claude, así como de otros modelos NLP en la comprensión de descripciones laborales y la generación de resúmenes representativos.

5.2. Resultados de la encuesta e índice de complementariedad a la IAG

Una vez que se resumen las tareas en un total de 25, estas son sometidas a una encuesta abierta a través de las redes sociales. La pregunta específica formulada es si confiarían en que una máquina llevara a cabo la tarea presentada. Las personas encuestadas tienen la oportunidad de asignar un número entero del 1 al 5, ambos incluidos, donde el 1 indica una falta total de confianza y el 5 representa una confianza plena en la capacidad de la máquina para realizar la tarea. La encuesta recibe respuestas de 450 personas.

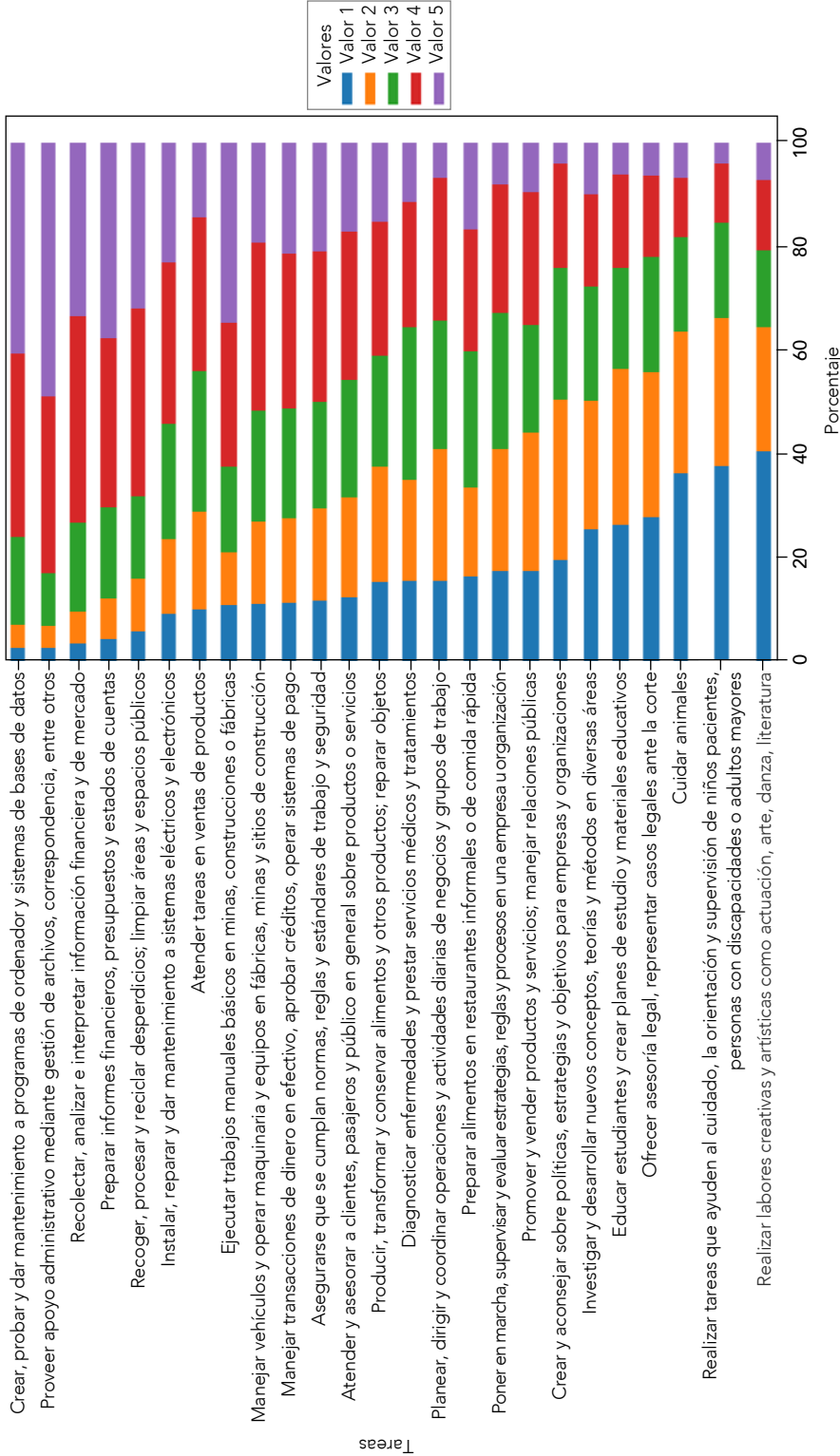
La Figura nº 1 presenta las 25 tareas por las que se consultó a los encuestados, junto con la distribución de las respuestas. Recordemos que la máxima confianza se otorga con un valor 5, por lo que se puede comprobar que las tareas han sido ordenadas desde una mayor a una menor confianza. De este modo, las tareas con mayor porcentaje de confianza alta (valores 4 y 5) son las relacionadas con la creación, prueba y mantenimiento de programas y sistemas de bases de datos, el apoyo administrativo, la recolección y análisis de información, y la preparación de informes y estados financieros. Por ejemplo, la tarea “Crear, probar y dar mantenimiento a programas de ordenador y sistemas de bases de datos” recibió un 76% de respuestas 4 y 5, es decir, mucha o bastante confianza.

En el otro lado, las tareas con menor porcentaje de confianza son aquellas que implican interacción humana directa como atender a clientes, prestar servicios médicos, preparar alimentos, supervisar estrategias empresariales, investigar y desarrollar nuevos conceptos, ofrecer asesoría legal y cuidar a personas vulnerables. Así, por ejemplo, la tarea que menos confianza recibe para ser realizada a través de una IAG es “Cuidar animales”, para la que sólo el 17% de las personas encuestadas se sentirían bastante o muy confiadas.

En términos generales, se observa una mayor confianza en las capacidades de una IAG para tareas técnicas y analíticas. Por el contrario, existe cierto escepticismo en cuanto a su habilidad para desempeñar tareas que requieren habilidades interpersonales, creativas o de cuidado directo o, cuando menos, parece que permitiríamos en menor medida delegar nuestra atención a una máquina que a una persona.

Figura nº 1. DISTRIBUCIÓN DE LAS RESPUESTAS PARA CADA VALOR DADO

(Valor 1 – Valor 5) por tarea



Fuente: Elaboración propia.

En primera instancia, estos resultados parecen reflejar percepciones y expectativas diferenciadas sobre la IAG y su responsabilidad para llevar a cabo diferentes tipos de tareas. Se observa una mayor confianza en el desempeño de la IAG en tareas técnicas, analíticas y de procesamiento de datos, lo cual coincide con las fortalezas actuales de estos sistemas en dichas áreas. No obstante, existe una mayor reticencia a la delegación del manejo de tareas que involucran interacción humana compleja, creatividad y habilidades emocionales/sociales en dichos sistemas. Esta percepción podría estar influenciada por la falta de avances transformadores en áreas como la inteligencia emocional artificial y la interacción natural ser humano-máquina, así como por preocupaciones éticas y de responsabilidad en tareas delicadas que impliquen el cuidado de personas vulnerables o la toma de decisiones críticas.

Incluso en tareas técnicas, una parte significativa de las personas encuestadas muestra cierta desconfianza, lo que sugiere una necesidad continua de mejorar la transparencia y confiabilidad de los sistemas de IAG. Estos hallazgos resaltan la importancia de abordar las expectativas y las preocupaciones de las personas al desarrollar y desplegar sistemas de IAG, fomentando un enfoque equilibrado entre el avance tecnológico y la consideración de los impactos sociales y éticos.

Es evidente que la desconfianza hacia la IAG en ciertas áreas plantea desafíos significativos para su implementación y adopción generalizada. Factores como la resistencia social, la menor inversión y el menor apoyo empresarial, los obstáculos éticos y legales, el enfoque en mejorar la confianza y la adopción gradual y limitada podrían ralentizar su avance. En respuesta a esta situación, una vía alternativa de implementación sería utilizar la IAG como herramienta de asistencia y apoyo bajo la supervisión y control de seres humanos. Esta aproximación, que otorga a la IAG un papel de asistente, podría mitigar algunas preocupaciones asociadas a la potencial sustitución del trabajador, al permitir una adopción más gradual y regulada en áreas donde existe mayor desconfianza. Por ejemplo, en el campo de la atención médica, la IAG podría ayudar en el análisis de datos y sugerir posibles diagnósticos, pero la decisión final seguiría siendo del personal médico. De manera similar, en el ámbito legal, la IAG podría asistir en la investigación de casos y análisis de precedentes, pero la argumentación final sería responsabilidad de personas que ejercen la abogacía. Esta estrategia también podría aplicarse al cuidado de personas vulnerables y la mejora de procesos creativos. Al utilizar la IAG como asistente inteligente en lugar de un sustituto total, se puede aprovechar su capacidad analítica y de procesamiento, mientras se mantiene el control y el criterio humano en las decisiones clave. Esto permitiría una transición más suave, generando confianza a medida que se demuestra el valor añadido de la IAG como herramienta complementaria.

Esta implementación como asistente inteligente bajo la supervisión humana sería un germen de una colaboración que nos llevaría a la complementariedad entre personas trabajadoras y la IAG. En lugar de ser reemplazadas por la IAG, las personas trabajadoras podrían beneficiarse de su capacidad analítica y de procesamiento

para mejorar la eficiencia y la calidad en diversas tareas. La complementariedad se lograría mediante una colaboración estrecha entre seres humanos y máquinas, donde cada uno aporta sus fortalezas distintivas al proceso de trabajo.

Esta colaboración ser humano-máquina también podría fomentar la innovación y la creatividad en el lugar de trabajo. Por ejemplo, en el diseño y desarrollo de productos la IAG podría generar ideas y conceptos innovadores, mientras que las personas trabajadoras refinan y seleccionan las propuestas finales basadas en su experiencia y conocimiento del mercado.

Así pues, y aunque pudiera parecer inicialmente contraintuitivo, la desconfianza entre las personas consumidoras que reciben los servicios y la IAG podría convertirse en un camino para desarrollar buena parte de una complementariedad entre ambos. Dicho en otras palabras, la desconfianza y la percepción, en este caso negativa, podría ser la otra cara de una moneda que tiene por el otro lado la complementariedad como marca.

Para verificar la validez de esta premisa, resulta interesante examinar si los resultados de la encuesta muestran alguna correlación con los indicadores de complementariedad mencionados en este artículo. Con este propósito, se confronta la posible correlación entre el nivel de confianza en las ocupaciones de dos dígitos del ISCO, derivado de los resultados de la encuesta, con el índice de complementariedad elaborado por el IMF24.

Para ello, primero se debe seguir el camino inverso ya que, de momento, disponemos de la confianza otorgada por los encuestados a las tareas, pero no a las ocupaciones. Si recordamos, las 25 tareas en las que se engloban todas las ocupaciones se obtuvieron mediante la búsqueda de descripciones textuales que pudieran abarcar todas las existentes. Ahora, utilizando la misma técnica, se pretende asignar por proximidad de cada ocupación a las tareas a clasificación de dos dígitos del ISCO08, de modo que podamos asignar a cada ocupación valores medios de confianza. Concretamente, este procedimiento implica identificar las tareas cuyas descripciones textuales se asemejan más a las de las ocupaciones, empleando técnicas de minimización de distancias y comparando los vectores de texto de cada ocupación y tarea.

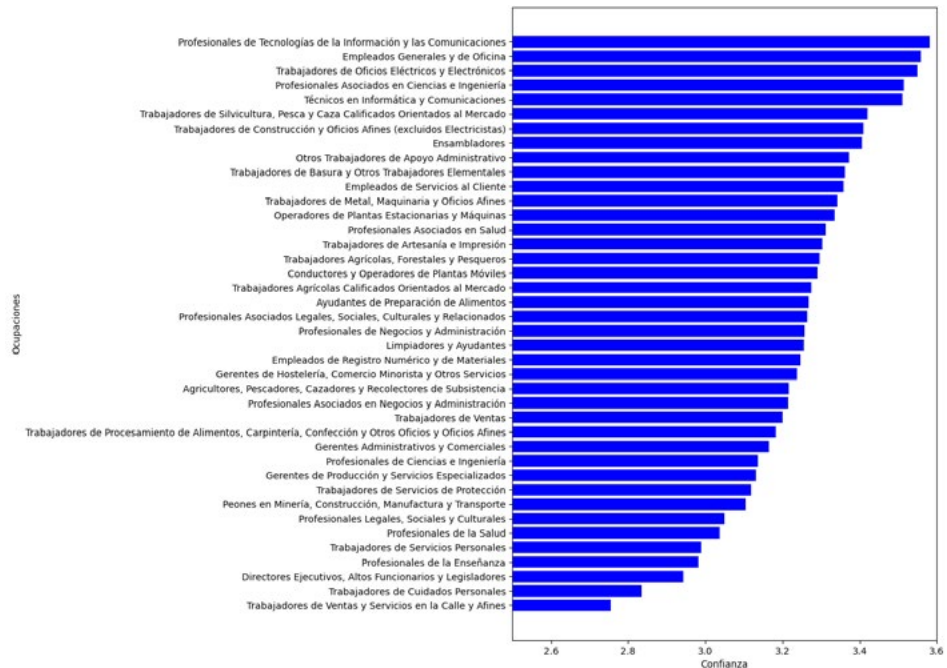
Concretamente se realiza un proceso de análisis de texto con el objetivo de asignar tareas relevantes a cada ocupación. Para ello, primero se preprocesa el texto, con su normalización. Una vez hecho esto, se representa el texto en forma de vectores numéricos usando Frecuencia de Término-Frecuencia Inversa de Documento (TF-IDF por sus siglas en inglés). Esta técnica asigna pesos a cada palabra en función de su frecuencia en un documento y su importancia en el corpus de documentos. La matriz resultante, denominada matriz TF-IDF, convierte el texto en vectores numéricos, lo que facilita el análisis y la comparación de similitudes entre ellos. En tercer lugar, se calcula la similitud coseno entre tareas y ocupaciones, utilizando la matriz TF-IDF. La similitud coseno es una medida de similitud entre dos vectores que

mide el coseno del ángulo entre ellos. Cuanto más cercano sea el valor de similitud coseno a 1, mayor será la similitud entre los vectores. Así pues, esta medida se utiliza para determinar cuán similares son las ocupaciones y las tareas en términos de su contenido textual. Una vez hecho esto, sólo queda asignar las tareas a cada ocupación basada en dicha similitud.

Para evitar que cada ocupación dependa de una sola tarea, se escogen las tres tareas con mayor similitud. Para estas tres tareas, y a partir del coseno de la distancia calculada para cada una de ellas, se obtienen pesos, normalizados a uno, que sirven para calcular una media ponderada de las respuestas de confianza para cada ocupación. Una vez hecho esto, se puede clasificar cada ocupación por nivel de confianza y, posteriormente, verificar si este resultado es coherente con otras mediciones de complementariedad, como la del IMF24.

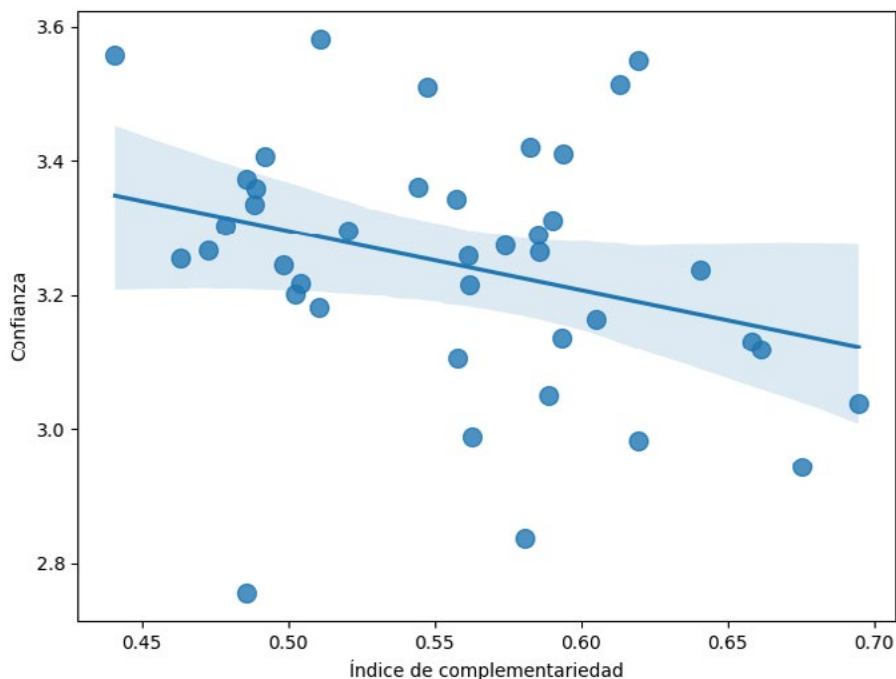
En primer lugar, la Figura nº 2 muestra las ocupaciones y su valor promedio una vez se les han asignado las tareas más próximas. Como se puede observar, las ocupaciones en las que las personas encuestadas tienen mayor confianza para aceptar la integración de máquinas en su realización son aquéllas relacionadas con tareas técnicas, de telecomunicaciones, administrativas y de ingeniería. Por el contrario, la confianza es menor, una vez más, en aquellas ocupaciones más vinculadas a servicios de cuidado, educación o legales.

Figura nº 2. CONFIANZA EN LAS TAREAS REALIZADAS POR OCUPACIÓN



Fuente: Elaboración propia.

Figura nº 3. CORRELACIÓN ENTRE CONFIANZA A LA IAG Y COMPLEMENTARIEDAD POR OCUPACIÓN



Fuente: Elaboración propia.

La Figura nº 3 muestra la correlación entre el valor de la confianza media por ocupación con la complementariedad por ocupación definida por el IMF24. Se observa que, en términos de la clasificación ISCO08 a dos dígitos, aquellas ocupaciones en las que el IMF24 encontró una alta complementariedad son precisamente aquellas en las que las personas encuestadas tienen menos confianza en que la IAG pueda realizar las tareas asociadas. Es importante recordar que los valores más bajos de confianza indican una mayor probabilidad de complementariedad, especialmente en los países desarrollados. Así pues, estos hallazgos sugieren que el indicador de confianza utilizado en este trabajo es efectivo para definir el grado de complementariedad que existe entre las personas trabajadoras de una ocupación y la IAG.

5.3. Clasificación de las ocupaciones por exposición y complementariedad-confianza

El siguiente paso consiste en clasificar las ocupaciones en categorías de baja y alta exposición, y dentro de estas últimas, en categorías de baja y alta confianza/complementariedad (Anexo Tabla A1). Una vez completado este proceso, y utilizando datos de la ECV que proporcionan información sobre la ocupación a dos dígitos, es posible evaluar cuantitativamente cuántos, quiénes y en qué sectores pue-

den beneficiarse más del impacto de la IAG, en este caso, en la Comunidad Autónoma de Euskadi. Asimismo, se puede identificar qué ocupaciones/sectores necesitan realizar esfuerzos para mitigar un posible impacto negativo de la IAG y, en su lugar, aprovechar al máximo los beneficios que esta tecnología pueda ofrecer.

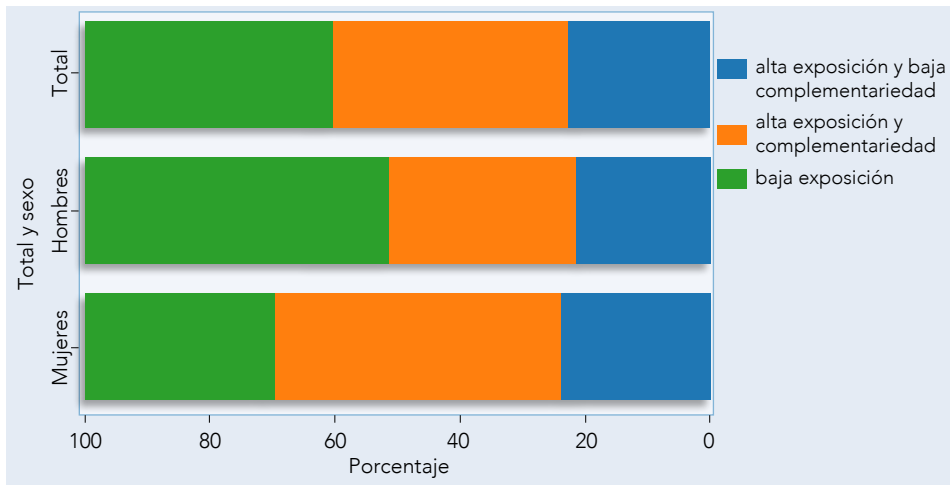
6. EXPOSICIÓN Y COMPLEMENTARIEDAD EN LA ECONOMÍA VASCA

Una vez clasificadas las ocupaciones en función del grado de exposición y complementariedad, el siguiente paso consiste en imputarlas a la estructura ocupacional de Euskadi. Esto nos permitirá evaluar el impacto que la IAG puede tener sobre el mercado laboral vasco considerando otras características de las personas trabajadoras o del sector de actividad.

Para este propósito, hemos utilizado la base de datos de la ECV para el año 2023, que contiene datos laborales del año 2022. Con una amplia muestra de más de 28.000 registros, de los cuales poco más de 1.200 corresponde a Euskadi, tenemos acceso a información detallada sobre ocupaciones, sectores de actividad y niveles educativos. Utilizando los pesos disponibles en la muestra, podemos extrapolar esta información al nivel poblacional.

Una vez que hemos imputado la clasificación de las ocupaciones en función de su exposición y complementariedad, podemos prever y entender el impacto esperado de la IAG. La Figura nº 4 muestra el porcentaje de personas trabajadoras con alta y baja exposición, y entre los primeros, con alta o baja complementariedad.

Figura nº 4. PORCENTAJE DE EXPOSICIÓN Y COMPLEMENTARIEDAD EN EUSKADI.
(Total y sexo)

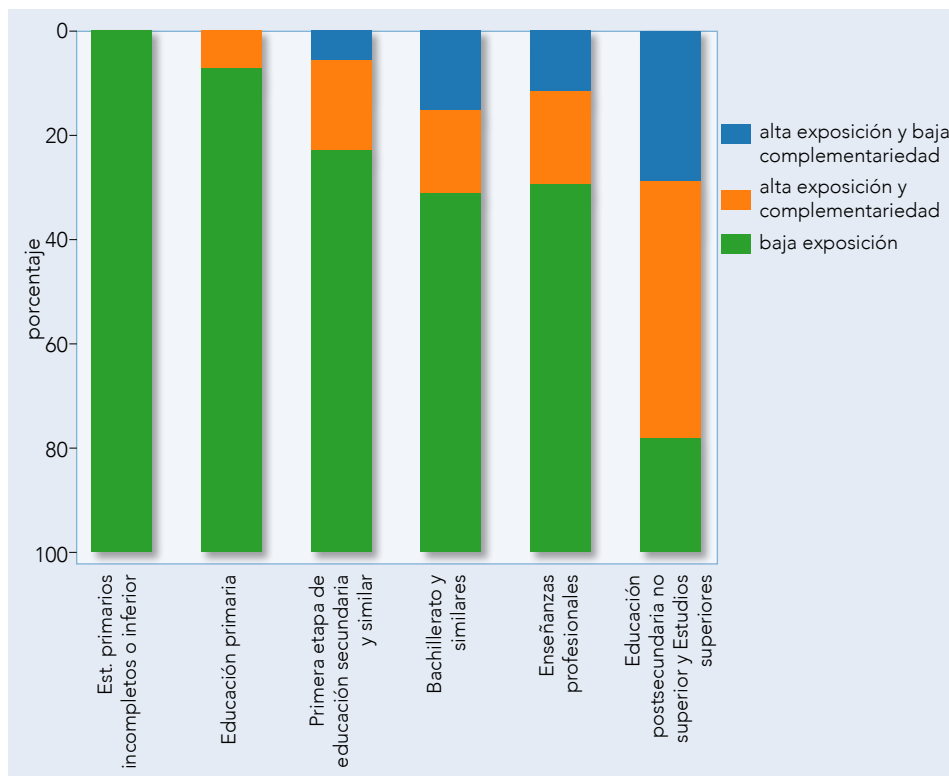


Fuente: Elaboración propia a partir de la encuesta realizada y la ECV-23 (INE).

De acuerdo con estos datos, el 39,7% de las personas trabajadoras se encontrarían en una situación de baja exposición a la IAG, mientras que el 60,2% restante se distribuiría en-

tre aquéllas que mostrarían una alta complementariedad (37,5%), y las que tendrían una baja complementariedad (22,7%). Estas cifras variarían según el sexo, con los hombres mostrando una menor exposición a la IAG, resultado similar al de otros estudios sobre el tema (48,7% en baja exposición), mientras que las mujeres estarían expuestas en un 69,5%. En cuanto a la complementariedad en las personas trabajadoras altamente expuestas, los hombres representarían un 29,7%, mientras que las mujeres alcanzarían un 45,6%.

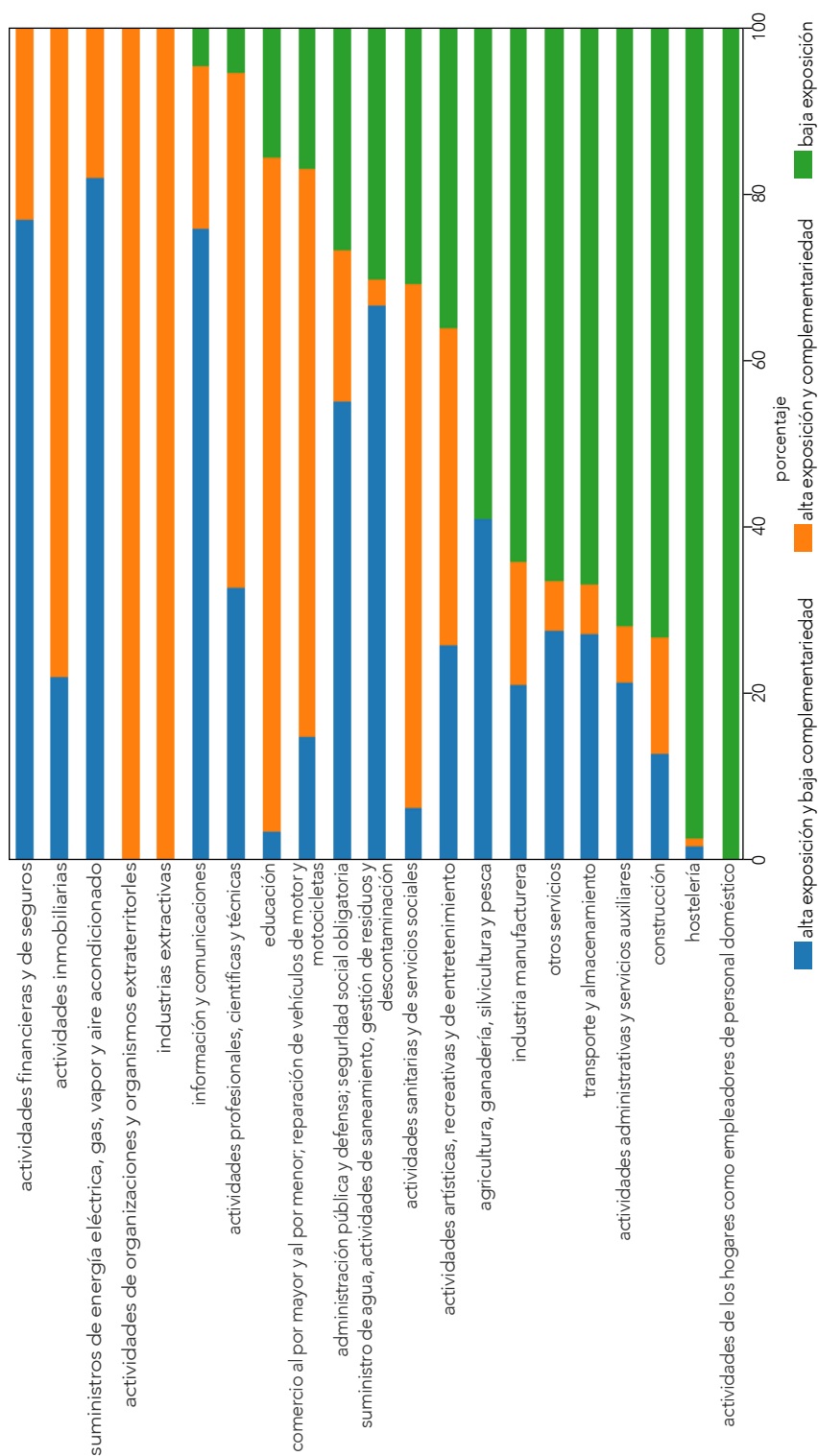
Figura nº 5. PORCENTAJE DE EXPOSICIÓN Y COMPLEMENTARIEDAD POR NIVEL EDUCATIVO EN EUSKADI



Fuente: Elaboración propia a partir de la encuesta realizada y la ECV-23 (INE).

La Figura nº 5 muestra el impacto por nivel educativo. La baja exposición indica una clara disminución a medida que el nivel educativo aumenta. Esta disminución es aún más pronunciada en el caso de los estudios superiores, donde apenas un 21% de las personas trabajadoras no estarían expuestas a la IAG. Sin embargo, es igualmente relevante destacar que la complementariedad combinada con la exposición también aumenta con el nivel educativo, especialmente entre las personas trabajadoras con estudios superiores. Finalmente, la alta exposición con baja complementariedad parece aumentar también con el nivel de educación, siendo máxima entre

Figura nº 6. PORCENTAJE DE EXPOSICIÓN Y COMPLEMENTARIEDAD POR CNAE EN EUSKADI



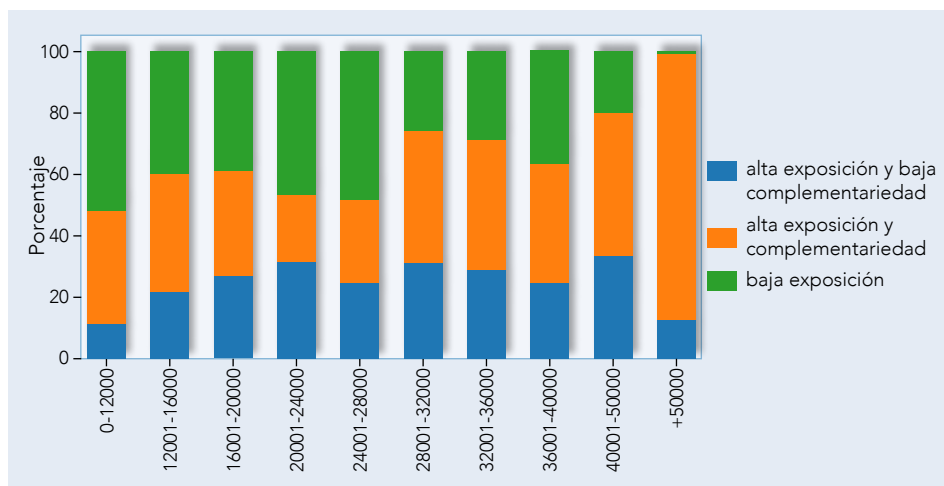
Fuente: Elaboración propia a partir de la encuesta realizada y la ECV-23 (INE).

las personas trabajadoras con estudios de postsecundaria y superiores; sería elevada en el caso de las personas trabajadoras con estudios de bachillerato o similares, aunque no llegaría a superar el 30%.

La Figura nº 6 muestra el impacto por tipo de actividad, definido por CNAE. Lo que observamos es que las actividades financieras y de seguros tienen el porcentaje más alto de “alta exposición y baja complementariedad”, junto a aquellas actividades asociadas a las energías y suministros de agua y vapor, aunque en este caso hay que destacar el escaso número de personas trabajadoras en la muestra. Asimismo, las actividades inmobiliarias y de información y comunicaciones, extractivas y otras, muestran también altos porcentajes de “alta exposición y complementariedad”, indicando un riesgo menor y con ello una posible fortaleza ante la exposición a la IAG. Finalmente, sectores como las actividades del hogar, hostelería, construcción, actividades administrativas y otros servicios tienen porcentajes más altos de “baja exposición”.

Finalmente, la Figura nº 7 muestra la distribución de exposición y complementariedad por nivel de ingresos de la persona. El patrón que se reproduce es coherente con lo anteriormente comentado. Así, en los empleos con menores ingresos, correspondientes a niveles educativos inferiores, la baja exposición suele ser la predominante. Esta baja exposición va reduciéndose a medida que avanzamos en niveles de renta, y la “alta exposición y complementariedad” toma el relevo en peso. La “alta exposición y baja complementariedad”, sin embargo, parece mantener un peso más o menos estable sobre todo a partir de una renta de 20.000 euros netos anuales, para caer entre las personas trabajadoras con mayores salarios. En todo caso, este porcentaje no supera el 25%.

Figura nº 7. PORCENTAJE DE EXPOSICIÓN-COMPLEMENTARIEDAD POR RANGO DE RENTA EN EUSKADI



Fuente: Elaboración propia a partir de la encuesta realizada y la ECV-23 (INE).

Recomendaciones

El desarrollo histórico de los modos de producción, la utilización de los factores de producción y la dinámica del mercado laboral han moldeado significativamente nuestro estilo de vida a lo largo de los siglos. No obstante, desde los albores de la Revolución Industrial, estos cambios han experimentado una aceleración sin precedentes. La transición de los telares manuales a la maquinaria industrial, la revolución del transporte con la introducción del vapor, la incorporación de la electricidad como fuente primaria de energía, la llegada de las computadoras e Internet, y más recientemente, el avance de la IAG, han transformado radicalmente los métodos y organizaciones productivas, generando tanto ganadores como perdedores en este proceso.

Es fundamental no dejar rezagados a quienes resulten negativamente afectados por estas transformaciones, ya sea por imperativos morales o pragmáticos. Se reconoce que las repercusiones adversas de grandes cambios en el paradigma económico se propagan a otros ámbitos, como el social y el político. La informatización y automatización han exacerbado la desigualdad salarial, incrementando la necesidad de políticas de reentrenamiento y mecanismos de redistribución. La IAG plantea desafíos similares, pero dada la magnitud de sus implicaciones, es esencial implementar políticas adecuadas para maximizar sus beneficios potenciales, mitigando simultáneamente sus efectos negativos.

Es imperativo que las políticas públicas identifiquen las necesidades específicas de la sociedad vasca o española para una óptima integración de la IAG. La capacitación de las personas trabajadoras y la ciudadanía es un aspecto crítico en este proceso. La instrucción en digitalización facilitará la implementación y maximización del potencial de rendimiento que la IAG puede ofrecer a las personas empleadas. Además, esta formación permitirá a la mano de obra desplazada reorientarse hacia otras ocupaciones que reemplacen a las que queden obsoletas. En cuanto a los futuros empleos, sería deseable identificar la formación más adecuada conforme a las nuevas demandas del mercado laboral en el contexto de desarrollo e implementación de la IAG.

Este último aspecto es fundamental en la fase de identificación de necesidades. Una vez determinadas las necesidades de formación, especialmente para aquellas ocupaciones con alta exposición y baja complementariedad con la IAG, se debe diseñar un programa formativo exhaustivo que utilice de manera eficiente los recursos limitados disponibles. Este momento representa la oportunidad para que las políticas públicas actúen de manera proactiva, anticipándose a los cambios y minimizando los impactos negativos en la fuerza laboral.

7. CONCLUSIONES

El rápido avance de la IAG ha suscitado un debate intenso sobre su impacto en el mercado laboral, desafiando las concepciones tradicionales sobre automatización

y cambio tecnológico. Mientras la hipótesis del SBTC ha guiado investigaciones anteriores, la llegada de la IAG plantea nuevas incertidumbres sobre la seguridad de empleos previamente considerados a salvo de la automatización.

Este panorama ha conducido a un renovado interés en medir la “exposición a la IAG” de diversas ocupaciones y sectores, con estudios que sugieren patrones variables según género, educación y sector. Esta exposición, entendida como la probabilidad de que las tareas sean influidas por la IAG, se ha convertido en un enfoque crucial para comprender los posibles impactos laborales.

En este trabajo, inspirado en la investigación de Cazzaniga *et al.* (2024), se explora la percepción social de la IAG en Euskadi, identificando posibles efectos de sustitución o complementariedad entre el factor humano y la máquina. Los resultados revelan una exposición diferenciada según género, educación y sector, subrayando la necesidad de estrategias específicas para abordar los desafíos laborales emergentes en Euskadi.

Las conclusiones extraídas de este análisis inicial sobre exposición y complementariedad en la economía de Euskadi proporcionan una base importante para comprender el posible impacto de la IAG en el mercado laboral local y cómo diferentes grupos demográficos y sectores económicos podrían verse afectados: se observa una distribución variada de exposición y complementariedad entre las personas trabajadoras, con disparidades de género evidentes y una relación inversa entre el nivel educativo y la baja exposición a la IAG, resaltando la necesidad de profundizar en la educación y la capacitación continua. Además, los diferentes sectores económicos presentan variaciones en su exposición y complementariedad, mientras que la relación entre ingresos y exposición sugiere la importancia de abordar cuestiones de equidad y acceso a la tecnología en el contexto del cambio laboral inducido por la IAG.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACEMOGLU, D., & AUTOR, D. (2011): Skills, Tasks and Technologies: implications for employment and earnings. In handbook of labor economics (vol. 4, pp. 1043-1171).
- ALBANESI, S.; DA SILVA, A.D.; JIMENO, J.F.; LAMO, A.; WABITSCH, A. (2023): New Technologies and Jobs in Europe (No. w31357). National Bureau of Economic Research.
- AUTOR, D.H.; KATZ, L.F.; KRUEGER, A.B. (1998): "Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?". *Quarterly Journal of Economics*, 113(4), November, 1169 – 1214.
- AUTOR, D.H.; LEVY, F.; MURNANE, R.J. (2001): The skill content of recent technological change: an empirical exploration. National Bureau of Economic Research.
- AUTOR, D.H.; KATZ, L. (1999): "Changes in the Wage Structure and Earnings Inequality". In *Handbook of Labor Economics*, vol. 3A, ed. Orley Ashenfelter and David Card, pp. 1463–1555. Amsterdam: Elsevier.
- BOUND, J.; JOHNSON, G. (1992): "Changes in the Structure of Wages in the 1980s: An Evaluation of Alternative Explanations". *American Economic Review* 83 (June 1992): 371–92.
- BRAUNER, P.; HICK, A.; PHILIPSEN, R.; ZIEFLE, M. (2023): What does the public think about artificial intelligence?—A criticality map to understand bias in the public perception of AI. *Frontiers in Computer Science*, 5, 1113903.
- CARD, D.; KRAMARZ, F.; LEMIEUX, T. (1996): Changes in the relative structure of wages and employment: A comparison of the United States, Canada, and France.
- CAZZANIGA, M.; JAUMOTTE, F.; LI, L.; MELINA, G.; PANTON, A.J.; PIZZINELLI, C.; ROCKALL, E.J.; MENDES TAVARES, M. (2024): Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. Staff Discussion Notes, 2024(001), A001 <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006.A001>
- FELTEN, E.; RAJ, M.; SEAMANS, R. (2018): A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 108:54–57.
- (2021): Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195–2217.
- GOLDIN, C.; KATZ, L.F. (1998): "The Origins of Technology-Skill Complementarity." *Quarterly Journal of Economics*. 113(3), August, 693 – 732.
- GOODFELLOW, I.J.; POUGET-ABADIE, J.; MIRZA, M.; XU, B.; WARDE-FARLEY, D.; OZAIR, S.; COURVILLE, A.C.; BENGIO, Y. (2014): Generative Adversarial Nets. *Neural Information Processing Systems*.
- GUARASCIO, D.; RELJIC, J.; STÖLLINGER, R. (2023): Artificial Intelligence and Employment: A Look into the Crystal Ball (No. 1333). GLO Discussion Paper.
- INTERNATIONAL LABOUR OFFICE (2012): *International Standard Classification of Occupations, ISCO-08*. Geneva.
- KINGMA, D.P.; WELING, M. (2019): An Introduction to Variational Autoencoders. ArXiv, abs/1906.02691.
- KORINEK, A. (2023): "Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists". *Journal of Economic Literature*, 61 (4): 1281-1317.
- KRUEGER, A.B. (1993): How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984–1989. *Quarterly Journal of Economics* 108, 33–60.

- PEW RESEARCH CENTER (2023): "Which U.S. Workers Are More Exposed to AI on Their Jobs?" <https://www.pewresearch.org/social-trends/2023/07/26/which-u-s-workers-are-more-exposed-to-ai-on-their-jobs/>
- PIZZINELLI, C.; PANTON, A.J., TAVARES, M.M.M.; CAZZANIGA, M.; LI, L. (2023): Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications. International Monetary Fund.
- SARTORI, L.; THEODOROU, A. (2022): A sociotechnical perspective for the future of AI: narratives, inequalities, and human control. *Ethics Inf Technol* 24, 4 (2022). <https://doi.org/10.1007/s10676-022-09624-3>
- STEWARD, E. (2024): Claude vs ChatGPT: Which is Better in 2024? EM360. <https://em360tech.com/tech-article/claude-vs-chatgpt#:~:text=Claude%20is%20better%20at%20understanding,to%20pay%20for%20on%20Claude.>

ANEXO

Tabla A1. **OCUPACIONES POR CATEGORÍAS DE BAJA EXPOSICIÓN, ALTA EXPOSICIÓN CON BAJA CONFIANZA/COMPLEMENTARIEDAD Y ALTA CONFIANZA /COMPLEMENTARIEDAD**

ISCO2D	OCUPACIÓN
	Alta exposición y baja complementariedad
24	Profesionales de Negocios y Administración
25	Profesionales de Tecnologías de la Información y Comunicaciones
31	Profesionales Asociados de Ciencia e Ingeniería
35	Técnicos de Información y Comunicaciones
41	Clerks Generales y de Teclado
42	Clerks de Servicio al Cliente
43	Clerks de Registro Numérico y Material
44	Otros Trabajadores de Apoyo Clerical
	Alta exposición y complementariedad
11	Directivos, Altos Funcionarios y Legisladores
12	Administrativos y Gerentes Comerciales
13	Gerentes de Producción y Servicios Especializados
14	Gerentes de Hospitalidad, Retail y Otros Servicios
21	Profesionales de Ciencia e Ingeniería
22	Profesionales de la Salud
23	Profesionales de la Enseñanza
26	Profesionales Legales, Sociales y Culturales
33	Profesionales Asociados de Negocios y Administración
52	Trabajadores de Ventas
95	Trabajadores de Ventas y Servicios en Calle
	Baja exposición
32	Profesionales Asociados de Salud
34	Profesionales Asociados Legales, Sociales, Culturales y Relacionados
51	Trabajadores de Servicios Personales
53	Trabajadores de Cuidado Personal
54	Trabajadores de Servicios de Protección
61	Trabajadores Agrícolas Calificados Orientados al Mercado
62	Trabajadores Forestales, Pesqueros y de Caza Calificados Orientados al Mercado
63	Agricultores, Pescadores, Cazadores y Recolectores de Subsistencia
71	Trabajadores de la Construcción y Oficios Relacionados (excluyendo Electricistas)
72	Trabajadores de Metales, Maquinaria y Oficios Relacionados
73	Trabajadores de Artesanía e Imprenta
74	Trabajadores de Electricidad y Electrónica

ISCO2D	OCUPACIÓN
75	Trabajadores de Procesamiento de Alimentos, Carpintería, Confección y Oficios Relacionados
81	Operadores de Plantas y Máquinas Estacionarias
82	Ensambladores
83	Conductores y Operadores de Equipos Móviles
91	Limpiadores y Ayudantes
92	Obreros Agrícolas, Forestales y Pesqueros
93	Obreros en Minería, Construcción, Manufactura y Transporte
94	Asistentes de Preparación de Alimentos
96	Otros Trabajadores Elementales

Tabla A2. TAREAS DEFINIDAS PARA LA ENCUESTA

1. Crear y aconsejar sobre políticas, estrategias y objetivos para empresas y organizaciones
2. Planear, dirigir y coordinar operaciones y actividades diarias de negocios y grupos de trabajo
3. Poner en marcha, supervisar y evaluar estrategias, reglas y procesos en una empresa u organización
4. Investigar y desarrollar nuevos conceptos, teorías y métodos en diversas áreas
5. Ofrecer asesoría legal, representar casos legales ante la corte
6. Recolectar, analizar e interpretar información financiera y de mercado
7. Crear, probar y dar mantenimiento a programas de ordenador y sistemas de bases de datos
8. Educar estudiantes y crear planes de estudio y materiales educativos
9. Promover y vender productos y servicios; manejar relaciones públicas
10. Preparar informes financieros, presupuestos y estados de cuentas
11. Asegurarse que se cumplan normas, reglas y estándares de trabajo y seguridad
12. Diagnosticar enfermedades y prestar servicios médicos y tratamientos
13. Realizar labores creativas y artísticas como actuación, arte, danza, literatura
14. Instalar, reparar y dar mantenimiento a sistemas eléctricos y electrónicos
15. Producir, transformar y conservar alimentos y otros productos; reparar objetos
16. Proveer apoyo administrativo mediante gestión de archivos, correspondencia, entre otros
17. Manejar transacciones de dinero en efectivo, aprobar créditos, operar sistemas de pago
18. Atender y asesorar a clientes, pasajeros y público en general sobre productos o servicios
19. Realizar tareas que ayuden al cuidado, la orientación y supervisión de niños, pacientes, personas con discapacidades o adultos mayores
20. Manejar vehículos y operar maquinaria y equipos en fábricas, minas y sitios de construcción
21. Recoger, procesar y reciclar desperdicios; limpiar áreas y espacios públicos
22. Ejecutar trabajos manuales básicos en minas, construcciones o fábricas
23. Preparar alimentos en restaurantes informales o de comida rápida
24. Atender tareas en ventas de productos
25. Cuidar animales