

Modalidad:

Mejor trabajo fin de grado con foco en las personas

USO DE LA IA EN LOS PROCESOS DE RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN:

PERCEPCIONES DE SESGO

RESUMEN

Este Trabajo de Fin de Grado examina el impacto del uso de la inteligencia artificial en los procesos de reclutamiento y selección, poniendo la atención en el sesgo algorítmico como posible riesgo derivado de su implementación. En un contexto empresarial cada vez más digitalizado, la IA se presenta como una herramienta prometedora para optimizar procesos y mejorar la objetividad. No obstante, su uso también plantea desafíos éticos relevantes, particularmente en relación con la justicia, la transparencia y la responsabilidad. A través de un estudio empírico basado en una encuesta realizada a 52 profesionales de recursos humanos, la investigación analiza el grado de adopción y uso de herramientas basadas en IA, las percepciones sobre su impacto en la diversidad, la equidad y la inclusión y, especialmente, la presencia o ausencia de sesgos en los procesos automatizados. Los resultados revelan una percepción moderada del sesgo algorítmico, condicionada en parte por el uso aún parcial de estas tecnologías y por la limitada comprensión de su funcionamiento técnico. Aún así, se identifica una elevada conciencia crítica entre los profesionales encuestados, quienes expresan preocupación por los riesgos de discriminación automatizada y reclaman una supervisión humana activa. La investigación concluye que para garantizar procesos justos, es imprescindible avanzar hacia una integración de la IA que combine eficiencia tecnológica con responsabilidad ética, formación específica y transparencia en la toma de decisiones.

Palabras clave: *Inteligencia Artificial (IA), Recursos Humanos, Reclutamiento y Selección, Percepciones, Sesgo Algorítmico*

ABSTRACT

This Bachelor's Thesis examines the impact of using artificial intelligence in recruitment and selection processes, focusing on algorithmic bias as a potential risk arising from its implementation. In an increasingly digitalized business context, AI emerges as a promising tool to optimize processes and enhance objectivity. However, its use also raises significant ethical challenges, particularly concerning fairness, transparency, and accountability. Through an empirical study based on a survey conducted with 52 human resources professionals, the research analyzes not only the level of adoption and use of AI-based tools but also perceptions of their impact on diversity, equity, and inclusion—and especially the presence or absence of bias in automated processes. The results reveal a moderate perception of algorithmic bias, influenced in part by the still partial use of these technologies and by a limited understanding of their technical functioning. Even so, a strong critical awareness is identified among the surveyed professionals, who express concern about the risks of automated discrimination and call for active human oversight. The research concludes that, in order to ensure fair processes, it is essential to move toward an integration of AI that combines technological efficiency with ethical responsibility, specific training, and transparency in decision-making.

Keywords: *Artificial Intelligence; Human Resources; Recruitment and Selection; Perceptions; Algorithmic Bias*

ÍNDICE

ÍNDICE DE TABLAS.....	4
ÍNDICE DE FIGURAS.....	4
1. INTRODUCCIÓN.....	3
2. MARCO TEÓRICO.....	5
2.1. IA y Talento: Claves Complementarias para una Transformación Tecnológica Sostenible en el proceso de Reclutamiento y Selección.....	6
2.2. El Uso Eficaz de la Inteligencia Artificial en el Reclutamiento: Un Factor Determinante para Maximizar su Potencial.....	12
2.3. Entre la promesa y el riesgo: la adopción y uso de la IA como solución y posible problema en el reclutamiento y selección sin sesgos.....	15
2.3.2. <i>Diseño algorítmico.....</i>	<i>17</i>
2.3.1. <i>Datos de entrenamiento algorítmico.....</i>	<i>19</i>
3. METODOLOGÍA Y DATOS.....	22
3.1. Naturaleza de la investigación.....	22
3.2. Recogida de los datos.....	22
3.3. Participantes.....	24
4. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.....	28
4.1. Grado de adopción y uso.....	31
4.1.1. <i>Adopción.....</i>	<i>31</i>
4.1.2. <i>Uso.....</i>	<i>34</i>
4.2. Percepciones del usuario.....	38
4.2.1. <i>Alineación del proceso con los objetivos de Diversidad, Equidad e Inclusión..</i>	<i>38</i>
4.2.2. <i>Sesgos.....</i>	<i>43</i>
4.2.2.1. <i>Supervisión y mitigación.....</i>	<i>47</i>
4.3. Conciencia y preocupación por el sesgo algorítmico.....	49
5. CONCLUSIONES.....	53
6. LIMITACIONES Y FUTURAS INVESTIGACIONES.....	56
BIBLIOGRAFÍA.....	58
ANEXOS.....	67
Anexo I. El cuestionario.....	67
Anexo II. Relación del TFG con el Desarrollo Sostenible.....	77

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Ficha técnica de la encuesta.....	23
Tabla 2. Descripción de la muestra.....	25-28
Tabla 3. Uso de la IA.....	36-37

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Marco teórico.....	21
Figura 2. Familiaridad conceptual con la IA.....	29
Figura 3. Familiaridad técnica con la IA.....	29
Figura 4. Alta familiaridad en función del sector de actividad.....	30
Figura 5. Grado de adopción de la IA.....	31
Figura 6. Adopción de la IA por tamaño de empresa.....	32
Figura 7. Adopción de la IA por sector de actividad.....	33
Figura 8. Adopción de la IA en función de la familiaridad.....	33
Figura 9. Percepción del impacto de la IA en la mejora de la Diversidad, la Equidad y la Inclusión.....	38
Figura 10. Distribución del indicador global de Equidad.....	39
Figura 11. Distribución del indicador global de Diversidad.....	40
Figura 12. Distribución del indicador global de Inclusión.....	40
Figura 13. Evaluación del impacto de la IA en DEI según ID7.....	40
Figura 14. Evaluación del impacto de la IA en DEI según ID50.....	40
Figura 15. Percepción media de la Equidad en función del género.....	41
Figura 16. Percepción media de la Inclusión en función del nivel jerárquico.....	42
Figura 17. Percepciones de sesgo.....	43
Figura 18. Percepción media de sesgo en función del género.....	44
Figura 19. Percepción media del sesgo en función de la edad.....	44
Figura 20. Percepción media del sesgo en función del cargo.....	44
Figura 21. Percepción media del sesgo en función de la familiaridad.....	44
Figura 22. Indicadores prácticos de sesgo en la experiencia de los usuarios.....	45
Figura 23. Probabilidad percibida de existencia de sesgos no detectables por falta de transparencia.....	46
Figura 24. Implementación de estrategias para identificar y mitigar sesgos en la IA.....	47

Figura 25. ¿Cree que las herramientas de contratación basadas en IA pueden generar resultados injustos o desfavorecer a ciertos grupos de personas?.....	48
Figura 26. Grado de preocupación por los posibles injusticias generadas por la IA.....	51
Figura 27. Grado de confiabilidad en la IA en comparación a la evaluación humana.....	51



1. INTRODUCCIÓN

Nos encontramos inmersos en un momento histórico caracterizado por el rápido avance tecnológico. Un avance que está dando lugar a una notable y profunda transformación del funcionamiento de múltiples sectores productivos y de la naturaleza misma del trabajo humano (Bankins et al., 2024). En los últimos años, las tecnologías basadas en inteligencia artificial (en adelante, IA) se han consolidado como uno de los principales impulsores de dicha transformación, dada su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, aprender de ellos y tomar decisiones automatizadas (Kaplan & Haenlein, 2019).

En este contexto, muchas organizaciones han empezado a incorporar sistemas de IA en una amplia variedad de funciones (Lee et al., 2023), impulsadas principalmente por la posibilidad de agilizar procesos, mejorar la eficiencia, aumentar la productividad y reducir costos (Tewari y Pant, 2020). Sin embargo, y como advierten académicos como Ekuma (2024), a medida que las organizaciones dependen cada vez más de esta tecnología, se vuelve crucial analizar el impacto global de la misma desde una perspectiva crítica que contemple además de las citadas oportunidades, sus posibles riesgos, dado que “la desatención de los efectos adversos puede derivar en consecuencias no deseadas” (Budwhar et al., 2022, p. 1067).

En este sentido, la presente investigación se enfoca en uno de los ámbitos donde la tensión entre las promesas de la IA y sus posibles riesgos se manifiesta con particular claridad, por tratarse de un ámbito en el que la tecnología no solo apoya procesos técnicos o administrativos, sino que incide directamente en decisiones que afectan la trayectoria profesional de las personas: el ámbito de los recursos humanos (Ekuma, 2024; Sposato et al., 2025). En este campo, la IA se presenta como una herramienta capaz de transformar la gestión del talento mediante la automatización y optimización de procesos clave, como la contratación, la evaluación de desempeño o la planificación de la fuerza laboral (Tewari & Pant, 2020). Sin embargo, esta misma capacidad plantea desafíos éticos de gran relevancia. Entre los más destacados se encuentran la opacidad de los sistemas algorítmicos (Chesterman, 2021), la deshumanización del trato hacia los trabajadores (Fritts & Cabrera, 2021), y la ambigüedad en torno a la responsabilidad por las decisiones tomadas por estos sistemas (Martin, 2019).

En particular, se analiza el uso de sistemas de IA en los procesos de reclutamiento y selección. Estos procesos históricamente caracterizados por la subjetividad de los juicios

humanos, se presentan hoy como idóneos para la incorporación de soluciones tecnológicas que prometen mayor eficiencia, objetividad e imparcialidad, introduciendo una nueva expectativa: la de decisiones neutras, fundamentadas exclusivamente en datos y libres de los prejuicios que históricamente han afectado estos procesos. Sin embargo, numerosas investigaciones advierten que, si no se diseñan, implementan y supervisan con el debido rigor, estos sistemas pueden perpetuar e incluso amplificar sesgos preexistentes, dando lugar a nuevas formas de discriminación difíciles de detectar al quedar amparadas bajo una aparente objetividad técnica (Kordzadeh & Ghasemaghahi, 2022; Kelan, 2024).

Considerando esta problemática y de conformidad con la necesidad expuesta, la presente investigación se propone analizar cómo los profesionales de recursos humanos perciben el impacto del uso de la IA en los procesos de reclutamiento y selección, con un enfoque particular en el sesgo algorítmico, como potencial riesgo asociado a la automatización de estas prácticas. Concretamente, se busca indagar hasta qué punto los actores involucrados en la gestión de talento perciben la existencia de estos sesgos, cómo los interpretan en relación con su propia experiencia profesional y qué estrategias, si las hubiera, implementan para mitigar sus efectos.

Para ello, el trabajo se estructura en cuatro secciones principales. En primer lugar, se desarrolla el marco teórico, donde se analiza el auge de la IA y su aplicación en los procesos de reclutamiento y selección a partir de una revisión crítica de la literatura. Esta sección incorpora modelos de aceptación tecnológica, como el modelo TOE, que permiten comprender los factores que influyen en su adopción y uso, así como los desafíos éticos asociados a su implementación. En segundo lugar, se detalla la metodología empleada en el estudio empírico. La tercera sección está dedicada al análisis de los resultados, donde se exponen los niveles de adopción y uso de la IA en las distintas fases del proceso de reclutamiento y selección, y se examinan, partiendo de esta base, las percepciones de los profesionales en relación con su impacto en la diversidad, la equidad y la inclusión y, especialmente, en relación con la posible existencia de sesgos. También se analizan las estrategias de supervisión y mitigación aplicadas por las organizaciones. Finalmente, se presentan las conclusiones, que sintetizan los principales hallazgos del estudio, identifican sus limitaciones y proponen líneas de investigación futuras, destacándose especialmente la necesidad de avanzar hacia un uso más transparente y consciente de la IA en recursos humanos, que combine la eficiencia tecnológica con la responsabilidad ética y la formación técnica específica.

2. MARCO TEÓRICO

La IA ha emergido como una de las tecnologías más disruptivas del siglo XXI, desarrollándose y expandiéndose a un ritmo llamativamente acelerado. La IA, referida en términos generales, a la capacidad de las máquinas para realizar tareas que requieren inteligencia humana (Russell & Norvig, 2016), ha irrumpido en prácticamente todos los sectores, redefiniendo la manera en la que las empresas funcionan y se enfrentan en el mercado global. Reconocida como una de las innovaciones más destacadas de la cuarta revolución industrial, tiene el potencial de convertirse en un impulsor clave para el crecimiento económico (European Commission, 2020), estimándose que en 2030 generará el 3,5 % del PIB global (Fioretti et al., 2024).

Si bien la IA comenzó como campo de investigación en la década de 1950 (McCarthy, 2007), su aplicación práctica ha experimentado un avance significativo en los últimos años con la introducción del Big Data (Duan et al, 2019), dada la disponibilidad masiva de datos impulsada por el rápido avance del IoT (Internet de las cosas), el desarrollo de la tecnología 5G y el auge de las redes sociales. Según las estimaciones más recientes, el volumen de datos digitales generados o replicados a nivel mundial se multiplicó por más de treinta en el periodo comprendido entre 2010 y 2020, previéndose que en 2025, la cantidad de datos superará los 180 zettabytes, lo que representa un incremento promedio anual cercano al 40 % (Statista, 2021). En este contexto, la IA se considera una de las tecnologías analíticas más destacadas para almacenar, analizar y procesar grandes volúmenes de datos (Akerkar, 2019 en Soleimani et al., 2021). De hecho, es la capacidad de aprendizaje autónomo a través de la extracción de información de grandes conjuntos de datos utilizando algoritmos de *Machine Learning* (ML), la característica que distingue a la IA de otras tecnologías (Kaplan & Haenlein, 2019). En este marco, Kaplan y Haenlein (2019) han definido la IA como “la capacidad de un sistema para interpretar correctamente los datos externos, aprender de dichos datos y utilizar esos aprendizajes para alcanzar objetivos y realizar tareas específicas mediante una adaptación flexible” (p.15).

El auge de la IA no es un fenómeno aislado (Suleyman, 2023), sino el resultado de una inversión constante en investigación e innovación liderada por los gigantes tecnológicos como Amazon, Google, Apple, Facebook, IBM y Microsoft (Grand View Research, 2020; Duan et al, 2019). Pioneros en el desarrollo y adopción de herramientas de IA, trabajan actualmente en su accesibilidad para casos de uso empresarial (Grand View Research, 2020; Köchling & Whener, 2020), pues la adopción de la IA se ha convertido en una necesidad

estratégica para las empresas que buscan mantenerse competitivas en un mercado en constante evolución (Ma Z et al., 2022 en Li, 2024). Un estudio global elaborado por Deloitte revela que el 59 % de las entidades encuestadas reconoce que adaptar los espacios de trabajo para incorporar tecnologías de IA representa un elemento clave para asegurar su proyección y competitividad en el futuro próximo (Konovalova et al., 2022). En esta línea, Barboza (2019) sostiene que el principal motivo por el cual las organizaciones se abren a esta transformación digital, radica en su creciente conciencia sobre el enorme potencial de los datos y la manera en que estos inciden directamente en el desempeño tanto individual como organizacional.

Sin embargo, este proceso de transformación tecnológica no puede abordarse de forma aislada. Diversos estudios (Jatoba et al., 2019; Black & Van Esch, 2020; Ali & Kallach, 2024; Souto, 2024) coinciden en que el éxito de la implementación de la IA depende de la integración de factores complementarios que maximicen su impacto y aseguren su sostenibilidad a largo plazo. Entre estos factores, destaca particularmente la capacidad de las organizaciones para atraer, seleccionar y retener el mejor talento (Geetha & Bhanu, 2018), ya que la implementación efectiva de la IA requiere contar con un equipo capacitado que pueda comprender, gestionar y aplicar estas tecnologías de manera estratégica, asegurando su alineación con los objetivos organizacionales y fomentando la innovación continua.

Dada esta relevancia, en las siguientes secciones se analizará el papel que desempeña la IA en la gestión del talento, centrándose especialmente en su aplicación en la fase de reclutamiento y selección, donde se observa un uso creciente de tecnologías avanzadas para optimizar procesos, reducir sesgos y mejorar la calidad de las decisiones de contratación.

2.1. IA y Talento: Claves Complementarias para una Transformación Tecnológica Sostenible en el proceso de Reclutamiento y Selección

Desde que la economía industrial ha experimentado una transición hacia la economía del conocimiento (Goswami, 2018), los recursos humanos se han consolidado como uno de los activos más valiosos para las organizaciones (Liu et al., 2007; Cania, 2014; Pasban & Hosseinzadeh, 2016; Islam et al., 2022). Definidos como el conjunto de talentos, habilidades y conocimientos que impulsan el crecimiento y la innovación en una organización (Vázquez & Sancho, 2023), se trata de un recurso único, estratégico y considerado fuente última de ventaja competitiva sostenible (Islam et al., 2022), ya que ninguna empresa puede replicar

exactamente el valor que las personas aportan. Son las personas, con su creatividad, experiencia y capacidad de adaptación, quienes marcan la diferencia en un mundo donde la tecnología se comparte, pero el talento se distingue. Es por ello que las organizaciones compiten para atraer profesionales cualificados que no solo satisfagan las exigencias técnicas y funcionales del puesto, sino que también se alineen con los valores y la cultura de la empresa (Geetha & Bhanu, 2018; Pillai & Sivathanu, 2020).

En este contexto, el proceso de reclutamiento y selección adquiere una importancia crucial, dejando de ser solo una función clave de la gestión de recursos humanos y convirtiéndose en un factor determinante de la efectividad, desempeño y crecimiento organizacional (Ekwoaba et al., 2015; Azeem & Yasmin, 2016; Pillai & Sivathanu, 2020). Como afirman Newell (2005) y Ofori & Aryeetey (2011), la calidad del capital humano de una empresa depende en gran medida de la eficacia de su proceso de reclutamiento y selección, toda vez que este proceso representa la primera oportunidad para anticipar y prever el comportamiento y desempeño futuro de los empleados (Stoilkovska et al., 2015).

Como es ampliamente reconocido, el proceso de reclutamiento y selección abarca desde la atracción de potenciales candidatos, hasta su transformación en miembros activos de la empresa (Ali & Kallach, 2024). Dicho proceso se inicia con el reclutamiento, que se define como el conjunto de estrategias destinadas a identificar y atraer a profesionales cuyas competencias se ajusten a los requerimientos de un puesto vacante en la organización (Stoilkovska et al., 2015). Una vez realizado el reclutamiento, tiene lugar la selección, fase en la que se implementan diversas técnicas evaluativas - pruebas psicométricas, evaluaciones de personalidad, pruebas de conocimientos técnicos, dinámicas de grupo, entrevistas- diseñadas para determinar la idoneidad de los postulantes en relación con las exigencias del puesto, a fin de poder elegir al candidato más adecuado (Stoilkovska et al., 2015; Ali & Kallach, 2024).

No obstante, en un mercado laboral cada vez más competitivo y globalizado, llevar a cabo estos procesos de manera efectiva se ha convertido en un reto considerable para las organizaciones (Brishti & Javed, 2020). Esta creciente dificultad ha impulsado una profunda transformación de las prácticas de reclutamiento y selección. Las metodologías tradicionales ya no son suficientes para hacer frente a la competencia que existe por los mejores talentos (Bartam, 2001, Lee, 2005 en Brishti & Javed, 2020), especialmente desde la aparición de las plataformas digitales, portales de empleo en línea y canales de redes sociales, que están facilitando el acceso de los gerentes de recursos humanos a grandes volúmenes de candidatos

(Phillips-Wren, 2016; Pillai & Sivathanu, 2020; Vivek, 2023). En este nuevo escenario, las empresas se ven obligadas a adoptar enfoques más innovadores en sus procesos de reclutamiento y selección, con el fin de destacarse entre la multitud. Así, la implementación de estrategias de reclutamiento y de técnicas de selección más sofisticadas no sólo se han convertido en una necesidad, sino en un factor clave para atraer a los candidatos adecuados y garantizar la competitividad organizacional (Geetha & Bhanu, 2018; Albassam, 2023; Psico-smart, 2024).

Entre las distintas soluciones tecnológicas aplicables, la IA ha emergido como la alternativa más prometedora y transformadora, demostrando ser más beneficiosa y eficaz que otros métodos y capaz de garantizar una situación ganar-ganar tanto para empleadores como para solicitantes (Geetha & Bhanu, 2018; Islam et al., 2022; Paramita et al., 2024), toda vez que mejora la experiencia del candidato, automatiza tareas rutinarias y permite una toma de decisiones más rápida y precisa, basándose en datos objetivos que incrementan la calidad de las contrataciones y reducen los costos y tiempos de contratación (Black & van Esch, 2020; Pillai & Sivathanu, 2020; Deloitte, 2021; Albassam, 2023; Saenz, 2024). En este sentido, Laurie Padua, Directora de Consultoría en Tecnología y Operaciones de Alexander Mann Solutions afirma que las tecnologías de inteligencia artificial y las herramientas de análisis de datos ofrecen grandes oportunidades para la búsqueda, selección y retención de candidatos, de manera que, ante las dificultades para atraer candidatos en grupos de talento altamente demandados, está claro que las organizaciones que adopten esta tecnología tendrán una ventaja sobre sus competidores (O'Brien, 2017).

En la actualidad, cerca del 67% de las empresas líderes en recursos humanos han comenzado a integrar distintas tecnologías en diversas etapas y funciones del proceso de reclutamiento y selección, incluyendo desde Sistemas de Seguimiento de Candidatos (ATS, por sus siglas en inglés), hasta chatbots para la atención al candidato o video entrevistas automatizadas (Psico-smart, 2024). Sin embargo, a pesar de los avances y de los claros beneficios que la IA puede aportar en la atracción y selección de talento, su implementación, aunque creciente, sigue siendo relativamente limitada en pequeñas y medianas empresas (Albert, 2019). En esta línea, una investigación realizada entre profesionales de RR.HH. de 500 empresas medianas pertenecientes a distintos sectores en cinco países, reveló que tan solo el 24 % de las organizaciones habían incorporado la IA en sus procesos de reclutamiento y selección, si bien el 56 % de los responsables de contratación tenía previsto implementarla en el año siguiente (Sage, 2020 en Drage & Mackereth, 2022). Como afirma Hewage (2023),

estos datos reflejan la complejidad y los retos inherentes en su adopción, ya que su implementación está condicionada por dificultades prácticas, así como por importantes consideraciones éticas. En este punto, resulta interesante explorar los factores que influyen en la adopción de la IA para el proceso de reclutamiento y selección, ya que solo comprendiendo los elementos clave que afectan a su integración se podrá superar la resistencia y maximizar su potencial.

Una forma efectiva de abordar este análisis es a través del modelo TOE (Depietro et al., 1990), un marco teórico propuesto por Tornatzky y Fleischer en 1990, basado en la Teoría de la Contingencia, que proporciona una comprensión detallada de los factores que influyen en la adopción e implementación de nuevas tecnologías a nivel organizacional. Concretamente, el modelo sostiene que la adopción de tecnologías en las empresas está influenciada por tres factores clave: el tecnológico, el organizacional y el ambiental. Desde esta perspectiva, la implementación de innovaciones tecnológicas no solo responde a capacidades internas de la empresa, sino también a las condiciones externas de la misma, lo que dota al modelo de una mayor capacidad explicativa (Oliveira & Martins, 2011). Sin embargo, como ponen de manifiesto Sattu et al. (2024), aunque este enfoque proporciona un marco integral para entender la adopción tecnológica a nivel macro, deja de lado factores individuales como la percepción y actitud de los usuarios, que pueden ser determinantes en el éxito o fracaso de la implementación. A ello han prestado especial atención otros modelos de aceptación tecnológica como los tan conocidos modelos TRA (Teoría de la Acción Razonada) de Ajzen y Fishbein (1980), TAM (Modelo de Aceptación Tecnológica) de Davis y Davis (1989), TPB (Teoría del Comportamiento Planificado) de Ajzen (1991) y UTAUT (Teoría Unificada de Aceptación y Uso de la Tecnología) de Venkatesh et al. (2009), entre otros.

Dentro del marco TOE, el contexto tecnológico se refiere a las tecnologías internas y externas que una organización tiene disponibles para la adopción de innovaciones tecnológicas, incluyendo tanto equipos como procesos (Ahmad Salleh et al., 2015; Tay et al., 2024; Roppelt et al, 2025). En palabras de Baig et al. (2019) y Kashi et al. (2016), alude a la disponibilidad de soluciones tecnológicas confiables. Este contexto abarca aspectos clave como la fiabilidad, estabilidad y seguridad, la compatibilidad con tecnologías anteriores, la facilidad de integración y uso, los costos de adquisición y de mantenimiento, la ventaja relativa y los beneficios tecnológicos (Baig et al., 2019; Pillai y Sivanthanu, 2020; Agarwal, 2023). Por su parte, el contexto organizacional se refiere a las características y elementos que

representan a una empresa en general (Ahmad Salleh et al., 2015; Tay et al., 2024; Roppelt et al, 2025), incluyendo variables como el tamaño de la organización, su estructura organizativa, el grado de formalización y centralización, la disponibilidad de recursos, la calidad del capital humano, el apoyo de la alta dirección, el nivel de preparación organizacional, así como la cultura y la estrategia que guían el funcionamiento de la empresa (Kashi et al., 2016; Pillai y Sivathanu, 2020; Bryan & Tuva, 2021; Roppelt et al, 2025). Finalmente, el contexto ambiental se refiere, de conformidad con Tornatzky & Fleischer (1990), al entorno operativo en el que una empresa lleva a cabo su negocio. Se dice que las variables del contexto ambiental abarcan la industria, la presión competitiva, el apoyo del proveedor y las políticas y regulaciones gubernamentales (Puklavec et al., 2017; Bryan & Tuva, 2021; Roppelt et al, 2025).

Si bien la eficacia del marco TOE ha sido respaldada por diversas investigaciones en distintos contextos, por el momento, son pocos los estudios que han investigado la adopción de la IA en los procesos de reclutamiento y selección empleando este modelo (Pillai & Sivathanu, 2020; Shakeel & Siddiqui, 2021; Khan et al. 2024). A pesar de ello, y a efectos de la presente investigación, cabe destacar que las conclusiones alcanzadas por los tres estudios señalados evidencian que, en este contexto específico, el apoyo de los proveedores de tecnologías de IA, la preparación del departamento de recursos humanos y la ventaja relativa, se erigen como los predictores determinantes de la adopción de la IA en los procesos de reclutamiento y selección.

La relevancia de los dos primeros factores radica en el papel fundamental que desempeñan en la viabilidad del proceso de adopción de la IA. En lo que a los proveedores se refiere, su apoyo resulta crucial debido al carácter innovador y, en muchos casos, complejo de esta tecnología, especialmente considerando que el personal de recursos humanos aún no cuenta con la experiencia necesaria para utilizarla de forma eficaz (Pillai & Sivathanu, 2020). Estos actores no solo se encargan de adaptar las soluciones tecnológicas a las necesidades de cada organización y de ofrecer formación (Pillai & Sivathanu, 2020), sino que también proporcionan soporte técnico y asistencia continua en la resolución de problemas (Khan et al., 2024). Todo ello contribuye a reducir la incertidumbre asociada a su implementación, lo que permite integrar la IA en los procesos de reclutamiento y selección de manera más fluida y efectiva (Zheng & Yang, 2015). Al mismo tiempo, dado que se trata de una tecnología diseñada específicamente para el ámbito de recursos humanos, la preparación del departamento resulta esencial para su adopción. Esta preparación se entiende como la

disponibilidad de presupuesto, recursos y habilidades que permitan gestionar este cambio tecnológico minimizando las resistencias internas y maximizando las oportunidades que la IA ofrece (Pillai & Sivathanu, 2020; Khan et al., 2024). Como señala Ifinedo (2011), ninguna organización adoptará una tecnología, por atractiva que sea, si carece de los medios necesarios para hacerlo.

Sin embargo, más allá de estos factores facilitadores, el verdadero impulsor de la adopción de la IA, sin ningún género de duda, es la percepción de su ventaja relativa. De acuerdo con Rogers y Williams (1983), ésta se define como “el grado en que una innovación se percibe como mejor que la idea a la que reemplaza” (p. 14). En este sentido, según Lee et al., (2004), la probabilidad de que una organización adopte una tecnología innovadora aumenta cuando se percibe que esta ofrece una mejora sustancial en comparación con las prácticas existentes. En el ámbito concreto del reclutamiento y la selección, esta percepción de mejora va más allá de la optimización operativa, que es evidente e inherente a cualquier implementación tecnológica. Su verdadero valor diferencial radica en su capacidad para dotar los procesos de reclutamiento y selección de una mayor calidad, entendida esta como la posibilidad de llevar a cabo evaluaciones más objetivas, basadas en datos y orientadas a la promoción de la igualdad de oportunidades para todos los candidatos, minimizando sesgos y favoreciendo decisiones más justas y equitativas (Black & van Esch, 2020; Johnson et al, 2020; Pillai & Sivathanu, 2020; Albassam, 2023; Saenz, 2024).

La adopción de la IA en los procesos de reclutamiento y selección requiere, por tanto, de una estrategia integral basada en la colaboración de todas las partes involucradas (Brishti y Javed, 2020), pues solo cuando proveedores de tecnología y profesionales de recursos humanos comparten una visión común sobre su utilidad, beneficios y desafíos, se genera un entorno propicio para su integración (Hewage, 2023). Ahora bien, y como se explica a continuación, es fundamental comprender que para lograr materializar los beneficios potencialmente impulsores de su implementación, es esencial que esta adopción trascienda el mero despliegue tecnológico. Esto es, es necesario que la integración de la IA se realice de manera profunda y alineada con los objetivos estratégicos de la organización, asegurando así un uso efectivo y sostenido en el tiempo. Solo bajo estas condiciones la IA podrá consolidarse como un verdadero aliado estratégico, capaz de transformar y optimizar los procesos de reclutamiento y selección, y de generar un impacto positivo y duradero en la gestión del talento.

2.2. El Uso Eficaz de la Inteligencia Artificial en el Reclutamiento: Un Factor Determinante para Maximizar su Potencial

En efecto, como afirman Zhu et al. (2006), en el proceso de adopción tecnológica, el acto de adoptar no necesariamente implica usar. La adopción se refiere al proceso de toma de decisiones mediante el cual una empresa selecciona la solución tecnológica que mejor se ajuste a sus necesidades (Chong & Chan, 2012) y el uso hace referencia a la aplicación efectiva y sostenida de dicha tecnología con el propósito de alcanzar los objetivos para los cuales fue implementada (Burton Jones & Grange, 2013).

Para comprender esta distinción, es importante señalar que, si bien la mayoría de los estudios de adopción tecnológica han abordado el fenómeno como un proceso de una sola etapa, la teoría de la difusión de innovaciones (IDT, por sus siglas en inglés) de Rogers (1995) establece que una innovación atraviesa cinco etapas antes de consolidarse en una organización (Puklavec et al., 2017). Dentro de este proceso, la adopción y el uso constituyen dos fases diferenciadas pero interrelacionadas (Saeed y Abdinnour, 2013). En efecto, la adopción influye positivamente en el uso, pero no siempre conduce al mismo. De hecho, como afirman Puklavec et al. (2017), según las teorías de asimilación, el uso generalizado de la mayoría de las tecnologías de la información suele producirse con un cierto desfase temporal respecto a su adopción.

Esta división del proceso de adopción tecnológica en varias etapas, además de permitir un análisis más amplio del fenómeno, resulta crucial para poder comprender las variaciones post-adopción en términos de uso e impacto (Zhu et al., 2006). En este sentido, la teoría de la difusión de innovaciones sostiene que el impacto de una nueva tecnología depende de su uso continuo e integrado (Cooper & Zmud, 1990), definiéndose dicho impacto como el valor generado a partir de su utilización (Zhu et al., 2006). Ahora bien, como afirman Burton-Jones y Grange (2013), el mero uso de la tecnología no es suficiente para obtener beneficios; es imprescindible que dicho uso sea eficaz. El concepto de uso eficaz se define como la ayuda proporcionada por la tecnología para contribuir al logro de los objetivos que motivaron su adopción (Burton-Jones & Grange, 2013). En este sentido y en concordancia con Gasser (1986), asumimos que los sistemas tecnológicos no se emplean simplemente por el hecho de utilizarlos, sino como herramientas para alcanzar objetivos específicos.

En el caso de la IA aplicada a los procesos de reclutamiento y selección, su uso no es una excepción a esta lógica. Como ya ha sido señalado anteriormente, más allá de su

capacidad para optimizar tareas operativas, el verdadero valor diferencial de la IA en este ámbito radica en su capacidad para fomentar procesos de reclutamiento y selección más justos, donde las decisiones se basen en requisitos laborales objetivos (Biddle Consulting Group, 2018), tales como conocimientos, habilidades, aptitudes y otras características (KSAOs, por sus siglas en inglés) identificadas mediante el análisis del puesto de trabajo (Charlwood & Guenole, 2022; Tippins et al., 2021), que permitan a las empresas alcanzar un objetivo estratégico, que hoy más que nunca, define el desempeño, la sostenibilidad y la reputación de las organizaciones en el mercado laboral: la promoción de la Diversidad, la Equidad y la Inclusión (DEI) (Vivek, 2023).

En efecto, en el entorno empresarial actual, los objetivos de diversidad, equidad e inclusión (en adelante, DEI), además de ser indispensables por razones éticas, se han convertido en factores clave del desempeño y éxito organizacional (Cohen, 2019; Jora et al., 2022). De hecho, más del 80% de las empresas considera la DEI como una de sus prioridades estratégicas (Deloitte, 2023), lo que ha llevado a que muchas corporaciones multinacionales asuman compromisos públicos e inviertan recursos significativos en programas específicos (Dickau et al., 2023 en Deloitte, 2023). Promover equipos de trabajo equitativos, diversos e inclusivos no solo impulsa la creatividad, la innovación y una toma de decisiones más efectiva, sino que también mejora la productividad y facilita la retención de talento (Jora et al., 2022; Meenatchi & Ramakrishnan, 2024), al incrementar el compromiso y la satisfacción de los empleados (Choudhary & Pandita, 2023). En este sentido, un informe de McKinsey & Company destaca que las empresas con fuerzas laborales más diversas tienen un 36% más de probabilidades de superar a sus competidores en términos de rentabilidad financiera (Psico-smart, 2024).

Sin embargo, llevar estos principios a la práctica en los procesos de reclutamiento y selección no está exento de desafíos (Jora et al., 2022; Choudhary y Pandita, 2023; Meenatchi y Ramakrishnan, 2024). En palabras de Cohen (2019), “cuando se trata de contratar de manera diversa, nuestros propios cerebros a menudo son el enemigo” (p. 62), toda vez que aunque intentemos ser imparciales, estamos influenciados por patrones de pensamiento y experiencias previas, que nos llevan a inclinarnos hacia lo familiar. Estos patrones son conocidos como sesgos cognitivos, que conscientes o inconscientes, juegan un papel crucial en nuestras decisiones (Arnott, 2006). Ya sea que favorezcamos a candidatos que se parezcan a nosotros en apariencia, estilo o manera de pensar (Soleimani et al., 2021) estos juicios erróneos ocurren sin que seamos plenamente conscientes de ellos, pues se refieren, de

conformidad con Soleimani et al. (2021), a un error sistemático en el razonamiento, consecuencia de utilizar “atajos en el pensamiento”, también conocidos como heurísticas (Bazerman, 2013; Whysall, 2018). Los sesgos, invisibles pero influyentes, no solo limitan nuestra capacidad para reconocer el verdadero potencial de ciertos individuos, sino que también perpetúan la homogeneidad, excluyendo puntos de vista críticos, impidiendo la colaboración y restringiendo el progreso hacia los objetivos empresariales (Soleimani et al., 2021).

En este contexto, donde la importancia de los objetivos DEI es indiscutible pero las dificultades para su consecución siguen siendo significativas, es precisamente donde el impacto de la IA, entendido como el valor generado a partir de su utilización efectiva, comienza a hacerse evidente a lo largo de las distintas fases del proceso de reclutamiento y selección. Así, en la primera etapa del proceso, herramientas de edición y optimización de textos desempeñan un papel clave en la creación de descripciones de trabajo inclusivas (Cohen, 2019). Aplicaciones como Textio han sido adoptadas por empresas como Atlassian para ajustar el lenguaje de sus ofertas laborales, logrando un aumento significativo en la representación femenina dentro de sus contrataciones (Daugherty et al., 2018; Cohen, 2019;). De manera similar, L’Oréal ha recurrido a soluciones de optimización de lenguaje en sus anuncios de empleo, garantizando un equilibrio equitativo en la postulación de hombres y mujeres (Sharma, 2018 en Javed y Brishti, 2020).

A medida que avanza la búsqueda de talento, plataformas de análisis de datos permiten acceder a un mayor número de candidatos sin depender de filtros subjetivos (Jora et al., 2022). Herramientas como Avrio e Ideal procesan información en función de las habilidades técnicas y la experiencia de los postulantes, evitando factores que podrían inducir discriminación, como la edad o la ubicación geográfica (Cohen, 2019). Asimismo, los sistemas de seguimiento de candidatos (ATS), empleados por más del 98% de las empresas Fortune 500 (Purcell, 2024), utilizan algoritmos para identificar palabras clave en los currículums y realizar preselecciones basadas en criterios objetivos, contribuyendo a la equidad en esta fase del proceso.

En la fase de selección, diversas herramientas especializadas facilitan la realización de entrevistas y evaluaciones más equitativas e imparciales. Dos de las tendencias más destacadas en este ámbito son el uso de chatbots (Albert, 2019) y las entrevistas en video (Tippins, 2015; Vosen, 2021). Chatbots como Olivia, de la startup Paradox, emplean procesamiento de lenguaje natural (NLP, por sus siglas en inglés) para interactuar con los

candidatos en tiempo real, recopilando información sobre sus calificaciones y experiencia sin influencias subjetivas (Johnson et al., 2020; Charlwood & Guenole, 2022;). De manera similar, plataformas como TalkyJobs priorizan las habilidades y competencias, asegurando que factores como el género o la etnia no influyan en la toma de decisiones (Cohen, 2019). En cuanto a las entrevistas en video, soluciones como Afectiva, myInterview y Retorio analizan la elección de palabras, el tono de voz, el lenguaje corporal y otros aspectos de la comunicación para evaluar a los candidatos de manera objetiva (Hoffman et al., 2015; Fernandez y Fernandez, 2019; Metz, 2020) y tecnologías como Knockri han demostrado su capacidad para reducir los sesgos inconscientes y aumentar la diversidad al centrarse en las habilidades blandas, sin considerar características personales irrelevantes para el desempeño laboral (Cohen, 2019).

Estos resultados, derivados de la progresiva implementación de las tecnologías basadas en la IA y que demuestran cómo el uso efectivo de la misma está contribuyendo a garantizar un proceso de reclutamiento y selección más alineado con los principios de diversidad, equidad e inclusión, auguran un futuro en el que la automatización jugará un papel aún más fundamental en los procesos de contratación. En este contexto, la toma de decisiones algorítmica podría dejar de ser una simple herramienta complementaria para consolidarse como el nuevo paradigma en los procesos de selección, redefiniendo el papel de los reclutadores y los criterios tradicionales de evaluación de talento (Tilmes, 2022).

2.3. Entre la promesa y el riesgo: la adopción y uso de la IA como solución y posible problema en el reclutamiento y selección sin sesgos.

Sin embargo, ese futuro se encuentra todavía en una etapa temprana, ya que según diversos estudios, en el ámbito del reclutamiento y la selección, la toma de decisiones automatizada plantea una paradoja difícil de evitar que, por el momento, parece estar actuando como un obstáculo. Si bien se considera la IA como una herramienta capaz de mejorar la diversidad, la equidad y la inclusión, en la práctica, la investigación ha demostrado que puede replicar e incluso amplificar los sesgos cognitivos humanos (Kordzadeh & Ghasemaghaei, 2022). Como señala Kelan (2024), cuestionando la tesis de la neutralidad tecnológica, “en lugar de eliminar el sesgo, la discriminación se integra y perpetúa a través de la IA” (p. 695). Este fenómeno, conocido como sesgo algorítmico, exige una revisión crítica

de los riesgos que podrían estar afectando, de manera silenciosa pero significativa, el futuro del empleo (Ekuma, 2024).

El sesgo algorítmico, en su sentido más neutral, es según Fazelpour y Danks (2020), “una desviación sistemática en la salida, el rendimiento o el impacto de un algoritmo respecto a alguna norma o estándar” (p. 2). Con carácter general, se asocia con características protegidas legalmente, como la raza, el género y la edad (Barocas y Selbst, 2016), aunque también puede extenderse a rasgos más sutiles, como los tipos de personalidad (Soleimani et al., 2025). En muchos casos, se manifiesta a través del impacto dispar, es decir, cuando un algoritmo, aunque aparentemente neutral, produce efectos negativos desproporcionados en ciertos grupos (Tilmes, 2022; Kassir et al., 2023). A este respecto, la Comisión de Igualdad de Oportunidades en el Empleo (EEOC, por sus siglas en inglés) establece que existe un impacto dispar en un procedimiento de contratación, si la proporción de candidatos seleccionados del grupo menos favorecido es inferior a las cuatro quintas partes de la proporción del grupo más favorecido (EEOC, 1978). El origen del sesgo algorítmico es diverso y puede encontrarse en múltiples fuentes (Drage & Mackereth, 2022; Kelan, 2024; Soleimani et al., 2025). Comprenderlo resulta esencial para abordar el problema de manera efectiva, lo cual requiere una comprensión profunda tanto del funcionamiento de los algoritmos, como de las estructuras subyacentes que los sustentan.

Los algoritmos se definen como “un conjunto de reglas que definen secuencias de instrucciones para ejecutar tareas como la resolución de problemas” (Kelan, 2024, p. 696). Junto con los grandes volúmenes de datos sobre los que operan, constituyen la base de los sistemas de IA y, como afirman Danks & London (2017), “la ‘mente’ del sistema autónomo” (p. 1). En la última década, los algoritmos de aprendizaje automático (ML, por sus siglas en inglés), han sido particularmente exitosos (Zuiderveen, 2018) debido a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, aprender de estos de manera efectiva y hacer predicciones precisas (Soleimani et al., 2025; Vivek, 2023). En su esencia, el aprendizaje automático, abarca el proceso de entrenar algoritmos utilizando datos previos para que generen predicciones para datos nuevos y no observados (Kaplan y Haenlein, 2019), de manera que los sistemas digitales puedan mejorar autónomamente su desempeño en la realización de una tarea o tareas específicas, sin necesidad de ser reprogramados para cada una de ellas (Zuiderveen, 2018). Ello requiere, que los algoritmos en cuestión estén diseñados para detectar y analizar patrones y relaciones dentro de los datos de entrenamiento proporcionados (Kaplan y Haenlein, 2019). Por tanto, la capacidad para generar predicciones

precisas que caracteriza a estos algoritmos, no es una cualidad inherente a los mismos, sino que depende, tanto de las decisiones adoptadas durante el diseño, como de la cantidad y calidad de los datos utilizados durante el entrenamiento; dos factores interrelacionados, que en este contexto, se erigen como fuentes potenciales del origen del sesgo algorítmico (Soleimani et al., 2025).

2.3.2. *Diseño algorítmico*

Aunque diseñar un algoritmo, en términos generales, no consiste únicamente en definir un conjunto de instrucciones computacionales, sino en traducir problemas del mundo real en términos operativos que puedan ser procesados por una máquina, esta tarea adquiere una complejidad particular en el caso de los algoritmos basados en datos (*data-driven*). En estos sistemas —cada vez más utilizados en procesos de reclutamiento y selección— dicha traducción implica, en términos generales, tomar decisiones sobre qué objetivos se pretenden alcanzar, qué variables se consideran relevantes, cómo se formulan las métricas de rendimiento y qué datos serán seleccionados para entrar el modelo (Fazelpour & Danks, 2021). Por tanto, lejos de tratarse de decisiones técnicas puras, son decisiones que inevitablemente están atravesadas por juicios de valor, intereses organizacionales y, en muchos casos, por las limitaciones o sesgos de quienes participan en el desarrollo del sistema (Kelan, 2024), que más allá de influir en el diseño, terminan incorporándose en su lógica de funcionamiento y comprometiendo la pretendida y supuesta objetividad.

Una de las fases más ejemplificativas de lo expuesto es la fase de conceptualización y/o especificación de los objetivos que el algoritmo debe optimizar (Kusner et al., 2017). Este proceso implica transformar metas generales o estratégicas en objetivos técnicos claros y viables desde el punto de vista computacional (Fazelpour & Danks, 2021), lo cual demanda un ejercicio de juicio discrecional por parte de los diseñadores (Passi & Barrocas, 2019; Mitchell et al., 2021), quienes deben identificar variables objetivo que reflejen adecuadamente los fines organizacionales y que, al mismo tiempo, puedan ser modeladas mediante técnicas de ciencia de datos (Fazelpour & Danks, 2021). Así, lo que parece una decisión técnica, se convierte en la práctica, en una elección cargada de valores con un profundo impacto social, si se atiende a que la presión por obtener resultados medibles suele pesar más que las consideraciones éticas o sociales y por tanto, las variables seleccionadas tienden a reflejar lo que es fácilmente cuantificable antes que lo que es conceptualmente justo (Charlwood & Guenole, 2022).

Así, por ejemplo, si una empresa establece como objetivo mejorar la eficiencia de sus procesos de reclutamiento y selección, y traduce esa intención en términos de reducir el tiempo medio de contratación, el sistema puede terminar favoreciendo perfiles estandarizados o tradicionales, en detrimento de candidaturas más diversas o con trayectorias no convencionales, como consecuencia de considerar el tiempo como métrica principal de éxito, sin incorporar dimensiones como la calidad de la contratación o el ajuste ético y cultural.

Además, este problema se agudiza cuando la variable objetivo elegida actúa como *proxy* de aquello que realmente se desea alcanzar (Black et al., 2015). Es decir, cuando en lugar de utilizar una variable que mida directamente el objetivo que el algoritmo debe optimizar, se utiliza una variable sustitutiva o indirecta, que se asume correlacionada con el objetivo real, pero que no lo representa directamente, pues es una métrica simplificada del mismo (Mitchell et al., 2021; Albaroudi et al., 2024). Esta variable sustitutiva o indirecta, aunque es un recurso frecuente y en muchos casos, necesario -dado que muchos aspectos humanos o sociales son difíciles de cuantificar directamente-, introduce una fuente crítica de ambigüedad que puede desviar el sistema de su propósito original. Ello resulta especialmente problemático, cuando el *proxy* elegido esté influenciado por desigualdades sociales ya existentes, pues en su caso, en lugar de corregirlas, el sistema las puede reforzar, sin que los diseñadores de la IA sean conscientes de ello (Passi & Barocas, 2019; Kearns & Roth, 2019 en Kelan, 2024).

Por ejemplo, una empresa puede tener como objetivo mejorar la calidad de sus contrataciones, entendida como la capacidad de los nuevos empleados para adaptarse al puesto, aportar valor al equipo y permanecer en la organización a largo plazo. Sin embargo, al ser estas cualidades difíciles de medir directamente, se opta por utilizar como *proxy* el rendimiento durante los primeros tres meses, evaluado a partir de métricas de productividad o puntuaciones en evaluaciones internas. Aunque esta variable es más accesible desde un punto de vista operativo, no representa de forma adecuada ni completa el objetivo real. De hecho, el rendimiento inicial puede estar condicionado por múltiples factores externos al talento o potencial del candidato, como la calidad del proceso de inducción, la familiaridad con contextos similares, o incluso el acompañamiento del equipo. Peor aún, si el sistema es entrenado con datos históricos en los que ciertos perfiles —por ejemplo, personas con trayectorias no tradicionales o provenientes de grupos subrepresentados— tardaron más en adaptarse, el algoritmo puede aprender a descartarlos sistemáticamente. Así, en lugar de identificar y valorar el talento diverso, el sistema termina favoreciendo perfiles homogéneos

que responden a un patrón preexistente, reforzando desigualdades y limitando la riqueza del capital humano. De este modo, el uso del *proxy* no sólo desvirtúa el objetivo inicial, sino que también consolida formas de exclusión bajo la apariencia de una selección objetiva y eficiente.

2.3.1. Datos de entrenamiento algorítmico

Por su parte, Drage y Mackereth (2022) afirman que los algoritmos que sustentan las herramientas de IA –como el aprendizaje automático (ML) aplicado en numerosos sistemas de reclutamiento y selección- son tan buenos como los datos en los que se entrenan. Es decir, que tanto la utilidad, como la fiabilidad de los algoritmos dependen de la cantidad y calidad de los datos empleados en su entrenamiento (Soleimani et al., 2025). Recuérdese que el aprendizaje automático abarca el proceso de entrenar algoritmos utilizando datos previos para generar predicciones para datos nuevos y no observados (Zuiderveen, 2018). Por tanto, si el conjunto de datos de entrenamiento presenta sesgos, el modelo los internalizará y tenderá a reproducirlos en sus predicciones (Rambachan & Roth, 2020). Ahora bien, ¿existe un conjunto de datos lo suficientemente representativo para garantizar un funcionamiento óptimo de la IA basada en ML? Considerando la existencia de grupos protegidos y el origen histórico de los datos, la respuesta, al menos por el momento, parece ser negativa.

La relación entre la existencia de grupos protegidos y la representatividad de los datos empleados para el entrenamiento algorítmico radica en que estos grupos, con carácter general, suelen estar subrepresentados en muchos conjuntos de datos (Fu et al., 2020). Esta subrepresentación puede deberse a diversas razones, entre las que Fu et al. (2020) destacan el tamaño relativo más pequeño de algunos de estos grupos dentro de la población general, la selección de datos influenciada por decisiones históricas potencialmente sesgadas que perpetúan desigualdades previas, fenómenos de autoselección en los que ciertos individuos no participan o no tienen acceso a los sistemas generadores de datos y barreras estructurales, como la desigualdad en el acceso a recursos tecnológicos o económicos, que limitan la presencia de estos grupos en los registros utilizados para entrenar los algoritmos. La consecuencia de todas estas razones es, sin embargo, la misma: la aparición del denominado sesgo de clase o sesgo por representación desequilibrada. Tal como señalan Blanzeisky y Cunningham (2021), este sesgo se manifiesta cuando el modelo de aprendizaje automático, al haber sido expuesto de forma predominante a clases sobrerrepresentadas durante el proceso de entrenamiento, desarrolla una mayor capacidad para identificar y priorizar dichas clases.

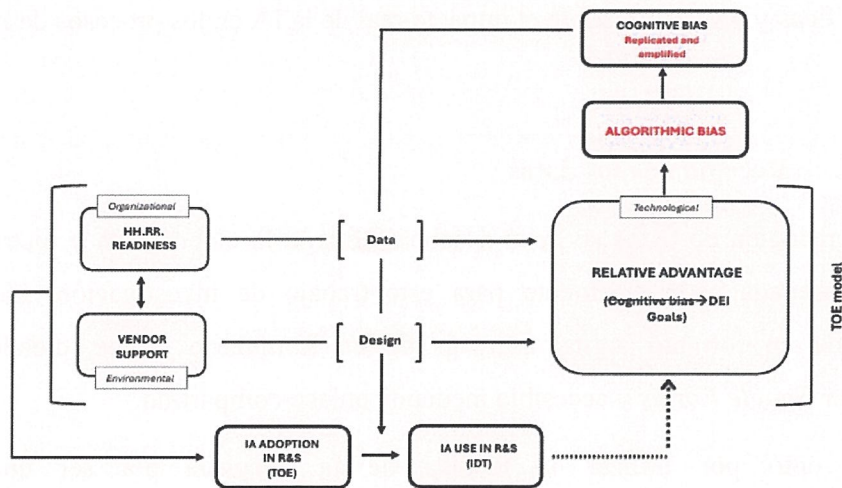
Esta desproporción en la representación puede traducirse en una significativa disminución de su habilidad para reconocer patrones correspondientes a clases subrepresentadas. En consecuencia, ante la presencia de nuevos datos pertenecientes a estas clases minoritarias, el modelo tiende a exhibir un desempeño inferior, incurriendo en errores sistemáticos o incluso omitiendo por completo dichas clases, lo cual compromete gravemente su capacidad de generalización de manera equitativa y precisa (Ghosh et al., 2024)

Así por ejemplo, si históricamente ciertos grupos, como las mujeres o personas de clases desfavorecidas, han tenido menos oportunidades laborales en determinados sectores, es probable que haya menos datos sobre sus desempeños y trayectorias profesionales. En consecuencia, los sistemas organizacionales de priorización de candidatos podrían asignarles puntuaciones más bajas, perpetuando así los sesgos previos (Tomasev et al., 2021). De manera similar, en aplicaciones de reconocimiento facial utilizadas en entrevistas en video, se ha demostrado que los algoritmos tienen dificultades para reconocer de manera precisa los rostros de las personas negras, especialmente si son mujeres, dado que han sido entrenados principalmente con imágenes de personas blancas y hombres, lo que puede llevar a que sus expresiones faciales sean mal interpretadas o incluso ignoradas (Buolamwini & Gebru, 2018).

Además de la subrepresentación de ciertos grupos, otro factor crucial que incide en la falta de representatividad de los datos utilizados para entrenar sistemas de IA es el origen histórico de los mismos. En palabras de Buolamwini (Kantayya, 2020), “la IA se basa en datos, y los datos son un reflejo de nuestra historia”. Esto significa que reflejan dinámicas pasadas y han sido recolectados en contextos específicos que pueden no representar la realidad actual. En efecto, la información histórica tiende a reproducir las tendencias y patrones del momento en que fue registrada, lo que implica que cualquier sesgo presente en los procesos de reclutamiento y selección previos se mantiene en los datos utilizados para entrenar los algoritmos en la actualidad (Zhao et al. 2017; Vivek, 2023). Un caso ampliamente conocido es el del algoritmo de contratación de Amazon (Dastin, 2022), el cual reproducía sesgos históricos al tomar como referencia currículums previos, en su mayoría pertenecientes a hombres, para definir el perfil del "candidato ideal". Como consecuencia, aquellos CV que incluían referencias a mujeres —por ejemplo, a través de estudios en género— eran descartados del proceso. Por tanto, la naturaleza histórica de estos datos impide capturar cambios recientes en las prácticas de contratación o en la composición de la fuerza laboral, lo que limita su capacidad de reflejar la diversidad presente en la actualidad.

Así las cosas, la adopción de sistemas de IA en los procesos de reclutamiento y selección representa una promesa ambivalente: puede contribuir a reducir los sesgos humanos, pero también corre el riesgo de consolidarlos bajo una apariencia de objetividad. Lejos de constituir soluciones neutrales, estos sistemas están profundamente influidos por decisiones humanas, datos históricamente sesgados y objetivos operativos que, con frecuencia, privilegian la eficiencia sobre la ética. Por tanto, más que eliminar la discriminación, la IA corre el riesgo de automatizarla a gran escala si no se aborda de forma crítica y responsable. La verdadera innovación, entonces, no reside solo en el avance tecnológico, sino en nuestra capacidad para diseñarlo con consciencia ética y compromiso social.

Figura 1. Marco Teórico.



Fuente: Elaboración propia

3. METODOLOGÍA Y DATOS

3.1. Naturaleza de la investigación

La presente investigación adopta un enfoque exploratorio y descriptivo, orientado a obtener una primera aproximación del fenómeno del uso de la IA en los procesos de reclutamiento y selección, centrándose en las percepciones de sesgo manifestadas por profesionales del ámbito de los recursos humanos.

Dado que se trata de un tema emergente y respecto del que además resulta especialmente complejo identificar y acceder a organizaciones que estén utilizando estas herramientas y que, al mismo tiempo, estén dispuestas a colaborar, no se pretende aportar una descripción exhaustiva ni generalizable, sino más bien identificar patrones generales, conocer experiencias percibidas y explorar opiniones y preocupaciones relacionadas con la utilización de la IA.

En este sentido, el estudio busca generar un conocimiento preliminar que contribuya a una mejor comprensión del fenómeno y que pueda servir de base para futuras investigaciones más específicas y profundas sobre el impacto real de la IA en los procesos de reclutamiento y selección.

3.2. Recogida de los datos

La recogida de datos se llevó a cabo mediante la elaboración y distribución de una encuesta diseñada específicamente para este trabajo de investigación. La encuesta fue administrada en formato digital a través de un formulario online, creado mediante la herramienta *Google Forms* y accesible mediante enlace compartido.

Se optó por utilizar la técnica de la encuesta por ser una herramienta metodológicamente adecuada para recopilar información de forma estructurada y comparable entre un número amplio de profesionales. Además, se consideró el formato más efectivo para facilitar la participación de los sujetos del estudio, ya que permite responder de manera autónoma, en cualquier momento, de forma anónima y en un tiempo razonable. Esta flexibilidad resultaba especialmente relevante dada la naturaleza profesional de los participantes, quienes, en su mayoría, disponen de agendas laborales muy ajustadas.

La encuesta incluía un total de 34 ítems, distribuidos en distintas secciones: datos sociodemográficos y grado de familiaridad con la IA, utilización de la IA en los procesos de

reclutamiento y selección, percepción de su impacto en diversidad, equidad e inclusión (DEI), percepción de sesgos, medidas de supervisión y mitigación, y una sección final de comentarios abiertos. La mayoría de las preguntas fueron de tipo cerrado, utilizando escalas de valoración del 1-10, así como opciones múltiples. Adicionalmente, se incluyeron algunas preguntas abiertas orientadas a recoger opiniones cualitativas sobre experiencias percibidas de sesgo y preocupaciones respecto al uso de la IA en el reclutamiento y selección con objetivo de enriquecer la interpretación de los resultados.

La participación fue completamente voluntaria y anónima, y se solicitó el consentimiento informado conforme a la normativa vigente en materia de protección de datos.

Tabla 1. Ficha técnica de la encuesta.

FICHA TÉCNICA DE LA ENCUESTA	
Nombre de la encuesta	IA y el proceso de Reclutamiento y Selección: Percepciones de sesgo
Fecha de realización	Marzo - Abril 2025
Modalidad de la encuesta	Encuesta autoadministrada - Encuesta online
Plataforma	Google forms
Duración de la encuesta	Aproximadamente 5 minutos
Número de preguntas formuladas	34 preguntas
Tipo de preguntas	Preguntas abiertas, cerradas dicotómicas, cerradas multicotómicas de opción única y semicerradas de opción múltiple
Método de muestreo utilizado	No probabilístico

Fuente: Elaboración propia

3.3. Participantes

Dado que el objetivo principal del estudio ha sido analizar las percepciones de sesgo en el uso de herramientas de IA aplicadas al proceso de reclutamiento y selección de personal, la encuesta se dirigió exclusivamente a profesionales del área de recursos humanos. Cabe señalar que la distribución de la encuesta no estuvo condicionada al conocimiento previo sobre el uso efectivo de herramientas de IA en los procesos de reclutamiento y selección por parte de las organizaciones destinatarias. Conocer esta información de antemano resultaba imposible al no disponerse de una base de datos que identificara qué empresas la emplean efectivamente. Por tanto, se optó por enviar la encuesta al mayor número de empresas posible, independientemente de si habían implementado o no este tipo de tecnologías, con el fin de maximizar la tasa de respuesta y tratar de conformar una muestra lo más representativa posible.

Como resultado, se recabaron respuestas de 52 profesionales que desempeñan funciones relacionadas con la gestión del talento en sus respectivas organizaciones, tanto desde posiciones directivas como operativas. Dentro de esos 52, se incluyen respuestas de 24 profesionales cuyas organizaciones no emplean actualmente herramientas de IA, lo cual puede aportar una visión general sobre el grado de adopción de estas tecnologías, aunque sus respuestas no resultan relevantes para el análisis específico de percepciones de sesgo.

El acceso a estos profesionales se realizó a través de tres vías principales. Se planteó como vía principal la distribución de la encuesta a través de la Asociación Española de Dirección y Desarrollo de Personas (AEDIPE), una organización de referencia en el ámbito de los recursos humanos en España, que aceptó la colaboración y facilitó la distribución de la encuesta entre 228 empresas asociadas a su delegación territorial en Navarra. Sin embargo, y dado que no se podía prever el número de empresas que efectivamente fuera a dar respuesta a la encuesta, se optó por complementar la estrategia con dos vías adicionales. La primera consistió en el contacto directo por LinkedIn con responsables de recursos humanos identificados a partir de la lista Forbes 2024 de los 100 mejores directores de RRHH, con el fin de alcanzar profesionales destacados y con amplia experiencia en el sector que hubieran podido experimentar la transformación de las prácticas de reclutamiento y selección y el impacto del uso de la IA en las mismas. La segunda vía adicional se centró en utilizar redes de contacto más cercanas, preguntando a conocidos si tenían familiares o personas en su entorno que trabajaran en el área de recursos humanos o que aún no trabajando en ella, pudieran tener acceso a los profesionales de recursos humanos de su organización.

Esta combinación de vías permitió conformar una muestra diversa en cuanto a sectores, tamaño empresarial y niveles de responsabilidad, enriqueciendo la validez contextual de los datos. En la **Tabla 2** se presentan las principales características sociodemográficas de las personas participantes en el estudio.

Tabla 2. Descripción de la muestra.

ID	Sexo	Edad	Formación	Cargo	Área de trabajo	Sector	N° empleados	Familiaridad AI	
								Concept.	Técnica.
1	Mujer	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	10-250	8	6
2	Mujer	46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	Automación	10-250	1	1
3	Hombre	>56	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Comercio y distribución	>250	8	6
4	Hombre	>56	Universitaria	Directivo	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	10-250		7
5	Hombre	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Construcción e ingeniería	>250	8	6
6	Hombre	>56	Máster o doctorado	Directivo	Dirección General	Energía	>250	8	5
7	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Construcción e ingeniería	>250	10	8
8	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Industria manufacturera	>250	7	6
9	Hombre	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Salud y farmacéutica	>250	7	5
10	Mujer	36-45	Máster o doctorado	Directivo	Dirección General	Automoción	10-250	9	8
11	Mujer	46-55	Universitaria	Directivo	Dirección General	Automoción	10-250	1	1
12	Hombre	>56	Universitaria	Directivo	Dirección General	Comercio y Distribución	10-250	4	2
13	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Automoción	10-250	6	6

14	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	9	9
15	Mujer	36-45	Universitaria	Directivo	RRHH	Salud y farmacéutica	>250	5	1
16	Hombre	21-25	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Carácter social	>250	1	1
17	Hombre	26-35	Universitaria	Directivo	Dirección General	Construcción e ingeniería	10-250	3	3
18	Mujer	>56	Universitaria	Directivo	RRHH	Industria manufacturera	>250	6	5
19	Hombre	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Industria manufacturera	>250	8	7
20	Mujer	46-55	Universitaria	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	10-250	7	7
21	Mujer	46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	Digitalización y Transformación digital	10-250	8	6
22	Mujer	36-45	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Servicios jurídicos y consultoría	10-250	7	7
23	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Transporte y logística	>250	6	6
24	Mujer	36-45	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Salud y farmacéutica	10-250	8	5
25	Hombre	46-55	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Construcción e ingeniería	>250	7	4
26	Mujer	>56	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Anel	10-250	8	8
27	Mujer	26-35	Universitaria	Colaborador	RRHH	Consultoría RRHH	10-250	7	6
28	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Industria manufacturera	>250	4	2
29	Mujer	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	6	5
30	Mujer	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Defensa	>250	8	6
31	Mujer	26-35	Universitaria	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	8	8

32	Hombre	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	10-250	8	4
33	Mujer	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	9	8
34	Mujer	36-45	Master o doctorado	Directivo	RRHH	Energías renovables	10-250	6	6
35	Mujer	26-35	Universitaria	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	7	7
36	Mujer	46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	Servicios (mancomunidades)	10-250	8	6
37	Mujer	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	7	4
38	Mujer	26-35	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	10	8
39	Mujer	36-45	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	>250	2	2
40	Mujer	46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	I+D	>250	8	6
41	Hombre	26-35	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Industria manufacturera	10-250	8	5
42	Mujer	36-45	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Construcción e ingeniería	>250	9	6
43	Hombre	46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	Comercio y distribución	>250	9	7
44	Hombre	46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	Servicios jurídicos y consultoría	>250	7	6
45	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Industria manufacturera	>250	3	1
46	Hombre	46-55	Máster o doctorado	Colaborador	RRHH	Servicios de RRHH	10-250	9	8
47	Hombre	>56	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Industria manufacturera	>250	7	5
48	Hombre	21-25	Universitaria	Colaborador	RRHH	Consultoría de selección	>250	9	6
49		46-55	Universitaria	Directivo	RRHH	Servicios jurídicos y consultoría	10-250	9	9

50	Hombre	46-55	Máster o doctorado	Directivo	Dirección General	Servicios jurídicos y consultoría	>250	8	8
51	Mujer	46-55	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Tecnología y telecomunicaciones	10-250	8	6
52	Mujer	>56	Máster o doctorado	Directivo	RRHH	Servicios jurídicos y consultoría	10-250	8	6

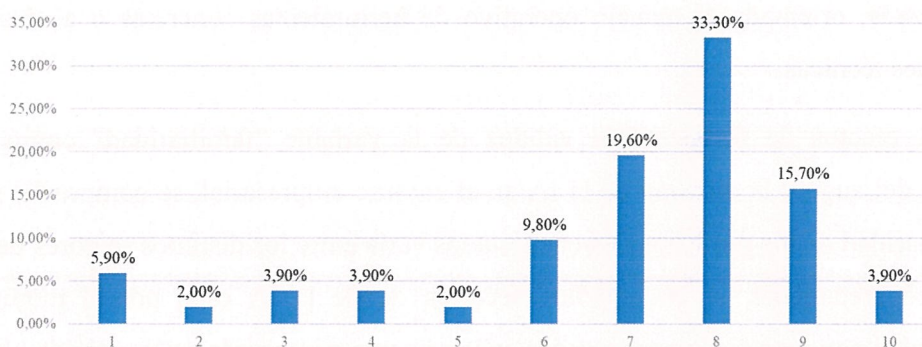
Fuente: Elaboración propia

4. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En esta sección se exponen los resultados del análisis empírico realizado. Dado que estos se alinean en buena medida con la línea argumental del marco teórico, se ha optado por mantener la misma estructura a lo largo de su análisis. Este enfoque permite comprobar en qué medida los aspectos previamente destacados sobre el uso de la IA en los procesos de reclutamiento y selección encuentran respaldo en la experiencia de los profesionales encuestados. Asimismo, facilita avanzar de forma ordenada hacia el objetivo central de esta investigación: conocer el grado de percepción del sesgo algorítmico entre los profesionales cuyas organizaciones ya utilizan herramientas de IA en los procesos de reclutamiento y selección.

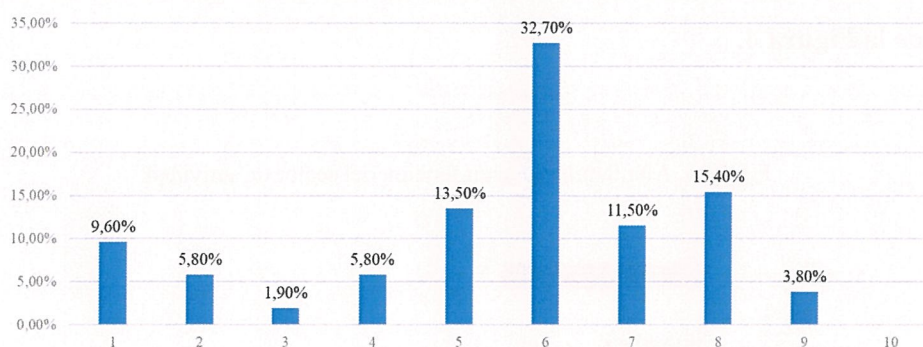
Antes de abordar el análisis del uso de la IA en dichos procesos, conviene señalar, a efectos meramente introductorios, que los datos evidencian un alto grado de familiaridad con la IA entre los profesionales encuestados, tanto desde una perspectiva conceptual como técnica (**Figuras 2 y 3**). Este hecho, además de sugerir que estamos ante profesionales con capacidad suficiente para valorar con criterio las cuestiones planteadas, refuerza el punto de partida del marco teórico: la IA constituye una de las principales tendencias tecnológicas en el contexto empresarial actual. Ello, en la medida en que resulta razonable suponer que, si la IA está efectivamente en auge y ganando protagonismo entre los distintos sectores de actividad, los profesionales que operan en ellos tendrán, al menos, un conocimiento básico sobre su naturaleza y funcionamiento.

Figura 2. Familiaridad conceptual con la IA.



Fuente: Elaboración propia

Figura 3. Familiaridad técnica con la IA.



Fuente: Elaboración propia

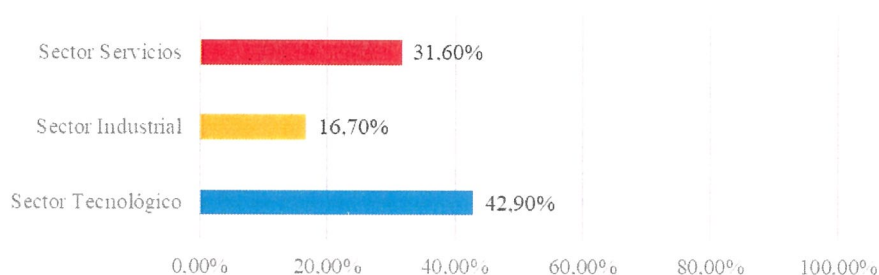
En efecto, se observa una clara inclinación hacia niveles elevados de familiaridad, especialmente en el plano conceptual (Figura 2), lo que sugiere un conocimiento generalizado sobre qué es la IA. La familiaridad es algo menos extendida en el plano técnico (Figura 3), lo que revela una comprensión más limitada respecto al funcionamiento interno de las herramientas de IA. Todo ello resulta coherente con el área funcional de los participantes.

No obstante, las respuestas ofrecidas a la pregunta “¿Qué formación reciben sobre el uso y las limitaciones de los sistemas de IA?” permiten vislumbrar una posible explicación de la brecha existente entre la familiaridad conceptual y técnica: la mayoría de los participantes refiere haber asistido a seminarios, jornadas o cursos enfocados en tendencias y aplicaciones

actuales de la IA, mientras que sólo una minoría señala haber recibido formación más especializada, orientada al manejo operativo de herramientas concretas o al desarrollo de habilidades técnicas.

A efectos de fortalecer la validez de la variable “familiaridad” como indicador indirecto del auge y la difusión de la IA en el entorno empresarial, se comprueba sí el grado de familiaridad de los profesionales encuestados varía entre los distintos sectores de actividad y más concretamente, sí en aquellos sectores donde la IA está, por el momento y de conformidad con investigaciones previas, más presente e integrada en la actividad laboral, los profesionales tienden a mostrar un mayor conocimiento conceptual y técnico. Para ello, se centra el análisis en aquellos casos que presentan una alta familiaridad, esto es, aquellos casos con una puntuación igual o superior a 7 en ambas dimensiones (familiaridad conceptual y técnica). Este perfil de alta familiaridad está presente en aproximadamente el 30% del total de los profesionales encuestados. La distribución de este perfil por sector de actividad se presenta en la **Figura 4**.

Figura 4. Alta familiaridad en función del sector de actividad.



Fuente: Elaboración propia

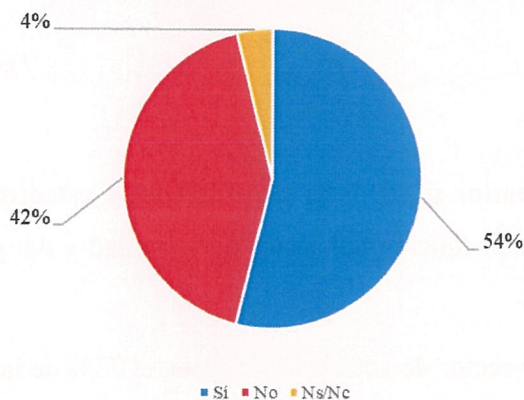
Se comprueba que la distribución del perfil de alta familiaridad con la IA guarda una correspondencia lógica con el grado de exposición tecnológica que caracteriza a cada sector, ya que es el tecnológico el que concentra el mayor porcentaje de profesionales con altos niveles de familiaridad, frente al sector servicios y el sector industrial. Esta constatación no sólo resulta coherente con el nivel de implantación actual de la IA en cada ámbito, sino que refuerza la idea de que la familiaridad con esta tecnología constituye un reflejo de la expansión de la IA en el contexto empresarial actual y lo constata.

4.1. Grado de adopción y uso

4.1.1. Adopción

En lo que a la adopción de la IA en los procesos de reclutamiento y selección se refiere, los datos obtenidos - tal como se muestra en la **Figura 5-**, evidencian una progresiva y creciente incorporación e integración de estas herramientas. En concreto, 28 de los 52 profesionales encuestados -es decir, más de la mitad de la muestra (53,8%)- afirman que sus respectivas organizaciones ya han implementado herramientas basadas en IA en los procesos de reclutamiento y selección. Un porcentaje que, si bien no permite hablar de una adopción plenamente generalizada, sí refleja un avance significativo y coherente con la tendencia descrita. Entre quienes ya han adoptado estas herramientas, aproximadamente un 30 % indica que su empresa desarrolla internamente las soluciones de IA utilizadas, mientras que el resto recurre a herramientas de terceros, ya sea mediante la subcontratación de servicios o la adquisición de software especializado.

Figura 5. Grado de adopción de la IA.

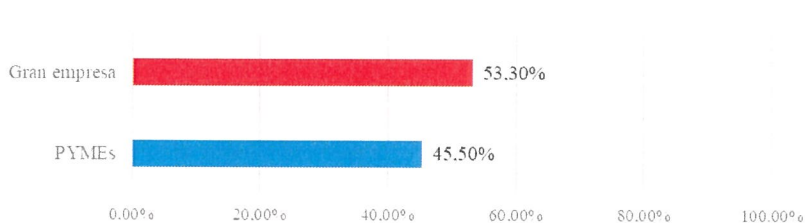


Fuente: *Elaboración propia*

Llama la atención que dos participantes (4%) declaren no saber si en su organización se emplean este tipo de herramientas, más aún si se considera que uno de ellos ocupa un cargo directivo. Este hecho, aunque puntual, invita a reflexionar sobre el grado de implicación real de ciertos perfiles profesionales en las decisiones tecnológicas que afectan directamente a su área de actuación.

Utilizando una metodología comparable, se observa un patrón que difiere notablemente de los hallazgos reportados en estudios previos, los cuales identifican una brecha en la adopción de IA entre grandes empresas y PYMES, siendo las primeras significativamente más proclives a incorporar estas tecnologías. Los resultados de esta investigación, por el contrario, no reflejan diferencias relevantes entre ambos grupos. Tal como se muestra en la **Figura 6**, el 45,5% de las PYMES encuestadas afirma utilizar herramientas de IA en sus procesos de reclutamiento y selección, frente al 57,1% de las grandes empresas. No obstante, este hallazgo debe interpretarse con cautela, ya que se basa en una muestra reducida y no resulta suficiente para contradecir la evidencia empírica ampliamente documentada hasta la fecha.

Figura 6. Adopción de la IA por tamaño de empresa.

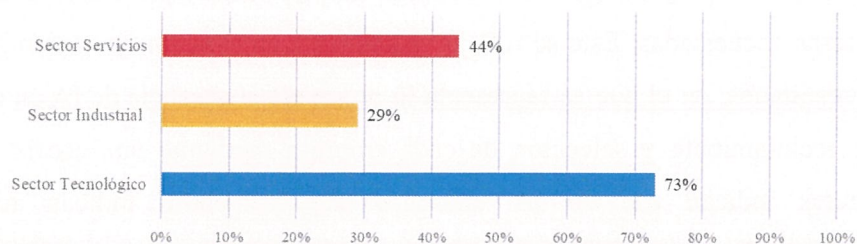


Fuente: Elaboración propia

Por el contrario, sí se observan diferencias estadísticamente significativas en los niveles de adopción en función del sector de actividad y del grado de familiaridad con la IA (**Figuras 7 y 8**).

En lo que al sector de actividad respecta, el 73% de las organizaciones pertenecientes al ámbito tecnológico declara utilizar herramientas de IA en sus procesos de reclutamiento y selección, frente al 44% en el sector servicios y al 29% en el sector industrial. Esta disparidad, estadísticamente significativa según una prueba de χ^2 de independencia (p -valor = 0,021), sugiere que la naturaleza del sector influye de manera determinante en la incorporación de tecnologías basadas en IA, probablemente debido al mayor grado de digitalización inherente a ciertos sectores y a la mayor disponibilidad interna de competencias digitales.

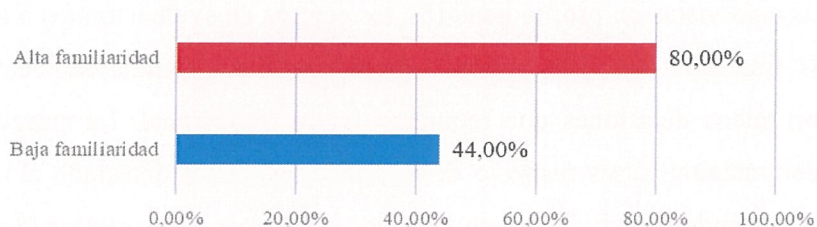
Figura 7. Adopción de la IA por sector de actividad.



Fuente: Elaboración propia

Asimismo, el grado de familiaridad de los profesionales con la IA también muestra una relación con el grado de adopción, donde la diferencia resulta especialmente significativa según un análisis de varianzas (p -valor = 0,007): un 80 % de quienes declaran tener alta familiaridad afirman utilizar herramientas de IA en sus procesos de reclutamiento y selección, frente a tan sólo un 44 % entre quienes presentan baja familiaridad. Este resultado refuerza la hipótesis de que el conocimiento y la comprensión de la IA por parte de los actores implicados constituye un factor facilitador clave en su implementación efectiva en el ámbito de los recursos humanos.

Figura 8. Adopción de la IA en función de la familiaridad.



Fuente: Elaboración propia

4.1.2. Uso

El análisis de los datos obtenidos muestra un patrón claro en el uso de la IA por parte de las empresas encuestadas. Este se refleja visualmente en el *heatmap* construido a partir de la tabla de resultados, en el que se representa la presencia o ausencia de IA en cada fase¹ del proceso de reclutamiento y selección de cada empresa mediante una escala de color: las celdas oscuras indican uso de IA, mientras que las claras indican ausencia. Esta representación gráfica permite identificar de forma rápida y efectiva tanto las fases en las que el uso de la IA es más intensivo como aquellas en las que apenas tiene presencia, así como distinguir qué empresas la aplican de forma más transversal en su proceso de contratación de personal.

De las 28 empresas que han incorporado herramientas de IA, se observa una aplicación significativamente mayor en las fases iniciales del proceso, especialmente en aquellas vinculadas al reclutamiento. Las fases donde más intensamente se utiliza la IA son la elaboración de la descripción del puesto (19 empresas), la definición del perfil del puesto (17), la publicación de la vacante (15), la atracción de candidatos (9) y la preselección de candidatos mediante revisión de currículos (9). Esta tendencia evidencia una clara orientación hacia la automatización de las tareas más estructuradas y repetitivas, donde la tecnología puede aportar eficiencia, estandarización y rapidez.

En contraste, a medida que se avanza hacia fases más cualitativas o estratégicas del proceso de selección, el uso de la IA disminuye de forma notable. Ejemplo de ello son las fases como las entrevistas en profundidad (5), los centros de evaluación (3) o la comparación de candidatos finalistas (4). Este patrón sugiere una cierta cautela respecto a delegar en sistemas algorítmicos decisiones que requieren juicio profesional. La entrevista final y la decisión de contratación, fases respecto de las cuales no se ha detectado el uso de ninguna empresa, siguen siendo percibidas como espacios que deben estar gestionados directamente por personas, probablemente por la responsabilidad asociada a la decisión.

¹ **F1.** Identificación de la necesidad de contratación. **F2.** Definición del perfil del puesto. **F3.** Elaboración de la descripción del puesto. **F4.** Búsqueda de candidatos dentro de la organización. **F5.** Publicación de la vacante en portales de empleo, redes sociales, ... **F6.** Atracción de candidatos mediante estrategias de *employer branding*. **F7.** Preselección de candidatos: Revisión de curriculums y solicitudes. **F8.** Aplicación de filtros iniciales (entrevistas telefónicas, pruebas psicométricas...). **F9.** Entrevistas en profundidad. **F10.** Centro de evaluación: Elaboración de informes. **F11.** Entrevista final. **F12.** Comparación de candidatos finalistas. **F13.** Decisión final.

Otra cuestión relevante es que, aunque 28 empresas han adoptado herramientas de IA, solo una minoría las aplica de manera intensiva a lo largo de todo el proceso. Si se considera uso intensivo aquel que abarca al menos la mitad de las fases (7 o más de las 13), solo tres empresas (identificadas con los códigos 4, 44 y 31) cumplen este criterio, lo que indica que la mayoría de organizaciones opta por un uso parcial o selectivo. Las identificadas empresas pertenecen todas ellas al sector servicios.

En conjunto, el análisis evidencia que la IA se ha incorporado principalmente en las etapas más estructuradas del reclutamiento, mientras que su presencia en las decisiones más críticas o humanas del proceso de selección sigue siendo muy limitada. Este reparto sugiere que, más que una sustitución total, la IA está actuando, por el momento, como una herramienta de apoyo más.

Tabla 3. Uso de la IA.

USO DE LA IA EN LAS DISTINTAS FASES DEL PROCESO DE RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN POR LAS EMPRESAS ENCUESTADAS													
ID	RECLUTAMIENTO						SELECCIÓN						
	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
44	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
27	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
23	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
43	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
45	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
47	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
31	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
33	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
42	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

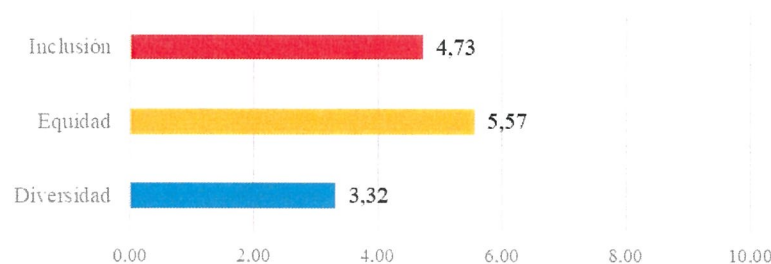


4.2. Percepciones del usuario

4.2.1. Alineación del proceso con los objetivos de Diversidad, Equidad e Inclusión

En cuanto al impacto del uso de la IA en las prácticas de reclutamiento y selección, los resultados reflejados en la **Figura 9** evidencian que, por el momento, su contribución concreta a la mejora de la diversidad, la equidad y la inclusión (en adelante, la DEI) en los procesos de contratación se percibe como limitada. Las puntuaciones medias de los tres indicadores analizados no superan el 5,5 sobre 10, lo que se alinea con la idea de que el impacto de una nueva tecnología -entendido como el valor generado a partir de su utilización (Zhu et al. 2006)- está condicionado por su uso continuo e integrado (Cooper & Zmud, 1990), toda vez que la mayoría de las empresas encuestadas utilizan la IA de manera parcial o selectiva.

Figura 9. Percepción del impacto de la IA en la mejora de la Diversidad, la Equidad y la Inclusión.



Fuente: Elaboración propia

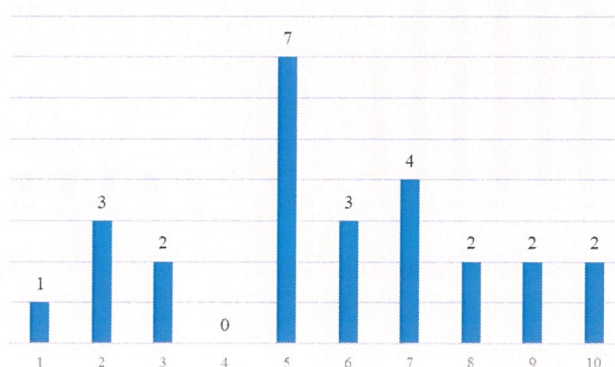
Conviene precisar, que a los efectos de conocer el impacto del uso de la IA percibido por los participantes encuestados en términos de DEI, se solicitó a estos que indicarán su nivel de conformidad con una serie de afirmaciones, que con el objetivo de estructurar el análisis han sido agrupadas en los tres indicadores reflejados en la Figura 9. El indicador Diversidad se compone de los ítems 14.1 a 14.5 de la encuesta (Véase anexo 1), relativos a la variación en la proporción de género, la representación étnica, generacional, socioeconómica y formativa en las nuevas contrataciones. El indicador de Equidad incluye los ítems 14.6 a

14.9, centrados en la orientación de las decisiones hacia las competencias y habilidades, el fortalecimiento de la igualdad de condiciones y la imparcialidad en la evaluación. Finalmente, el indicador Inclusión abarca los ítems 14.10 y 14.11, que recogen percepciones sobre la eliminación de barreras en la contratación que mejoren la accesibilidad al proceso de reclutamiento y selección.

Se observa, no obstante, un comportamiento notablemente homogéneo entre los participantes respecto de las afirmaciones vinculadas a la Equidad. Prácticamente todos tienden a otorgarles puntuaciones más altas en comparación con las asignadas a las dimensiones de Diversidad e Inclusión, lo que indica que la mayoría percibe una mejora algo más significativa en la imparcialidad y justicia del proceso desde la implementación de la IA. Este patrón, en la mayoría de los casos, revela un incremento proporcional, ya que las puntuaciones relativas a la Equidad tienden a elevarse en paralelo a las otorgadas a los indicadores de Diversidad e Inclusión.

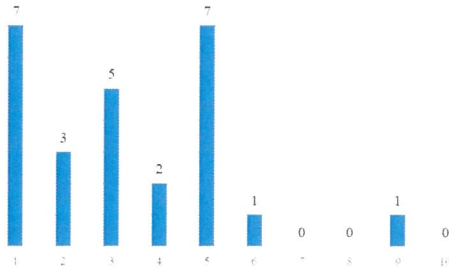
Lo expuesto se refleja en las **Figuras 10, 11 y 12**, donde se observa que, en comparación con las percepciones sobre Diversidad e Inclusión, las puntuaciones relativas a la Equidad tienden a concentrarse en mayor medida en el intervalo del 5 al 10. Mientras que la Diversidad presenta una fuerte concentración en los valores más bajos, y la Inclusión una distribución más dispersa, en el caso de la Equidad predomina una agrupación en la franja media-alta de la escala, lo que indica una valoración comparativamente más favorable y consistente.

Figura 10. Distribución del indicador global de Equidad.



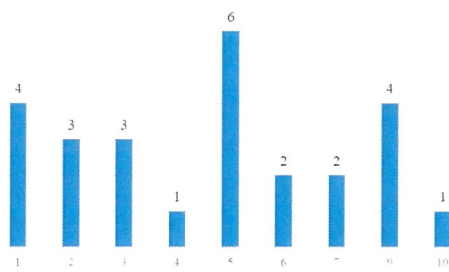
Fuente: Elaboración propia

Figura 11. Distribución del indicador global de Diversidad



Fuente: Elaboración propia

Figura 12. Distribución del indicador global de Inclusión

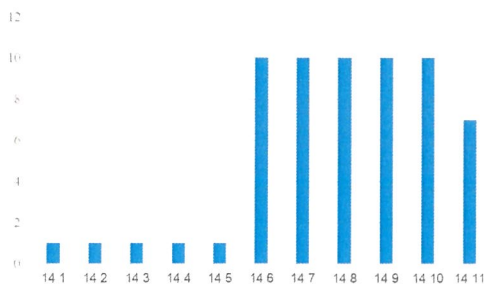


Fuente: Elaboración propia

No obstante, y pese al comportamiento general, se identifican algunos casos particulares en los que se observa un salto cualitativo relevante entre las puntuaciones asignadas a las afirmaciones relativas a la Equidad frente a las de las otras dos dimensiones. Es el caso, por ejemplo, de los participantes 7 y 50, cuyas respuestas destacan por una valoración especialmente elevada de la Equidad. Estas excepciones, lejos de contradecir la tendencia, la refuerzan al poner de manifiesto la percepción particularmente positiva que suscita esta dimensión.

Figura 13.

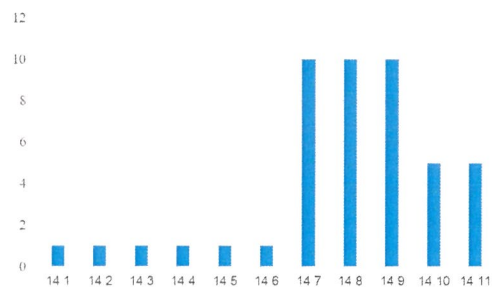
Evaluación del impacto de la IA en DEI según ID7



Fuente: Elaboración propia

Figura 14.

Evaluación del impacto de la IA en DEI según ID50



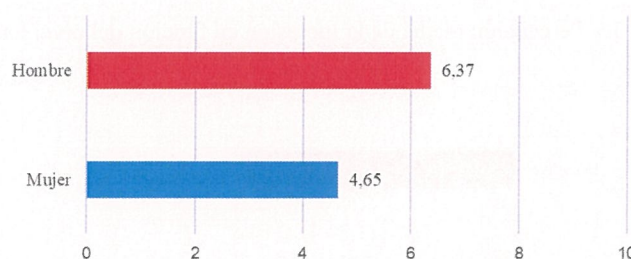
Fuente: Elaboración propia

Dentro del indicador de Equidad, las afirmaciones “Desde la implementación de la IA en los procesos de reclutamiento y selección, se evalúa a los candidatos con mayor imparcialidad” y “Desde la implementación de la IA en los procesos de reclutamiento y

selección, se ha garantizado que los candidatos con las mismas capacidades tengan las mismas oportunidades” registran las medias más elevadas con valores de 6 y 6,23 respectivamente. También lo hacen en el conjunto de todas las afirmaciones relativas a la DEI. Estas valoraciones especialmente altas en estas afirmaciones concretas evidencian que las puntuaciones proporcionadas por los participantes podrían estar relacionadas no solo con su experiencia directa, sino también con la influencia de un discurso social generalizado que presenta a la IA como una herramienta más objetiva y neutral que las decisiones humanas.

Adicionalmente, y teniendo en cuenta que el presente análisis no se apoya en resultados numéricos concretos sobre el impacto real de la IA, sino en percepciones subjetivas de quienes participan en los procesos de reclutamiento y selección, resulta pertinente examinar si dichas valoraciones varían en función de determinadas características sociodemográficas. En este sentido, al analizar el indicador de Equidad en su conjunto, se observan diferencias estadísticamente significativas en las percepciones en función del género de los participantes, confirmadas a través del estadístico t de student ($p = 0,04$). Tal como se muestra en la **Figura 15**, los hombres tienden a percibir un mayor grado de equidad en los procesos de reclutamiento y selección desde la implementación de la IA, en comparación con las mujeres, con una diferencia media de aproximadamente 1,72 puntos.

Figura 15. Percepción media de la Equidad en función del género.



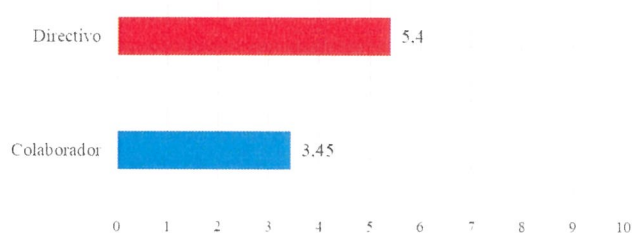
Fuente: *Elaboración propia*

En lo que a las dimensiones de Diversidad e Inclusión respecta, presentan puntuaciones medias sensiblemente inferiores y reflejan un impacto todavía más limitado de la IA. En el caso de la Diversidad, con una media de 3 sobre 10 (Figura 9), los resultados indican que la aplicación de tecnologías basadas en IA no ha conllevado, por el momento, avances significativos en la diversidad de las nuevas contrataciones en términos de género,

etnicidad, generación o situación socioeconómica. Se identifica, sin embargo, un patrón destacable en torno a la diversidad formativa: seis participantes, cuyas respuestas muestran una tendencia coincidente, asignan una puntuación considerablemente más alta a la afirmación relativa a la incorporación de personas con distintos niveles de formación académica desde la implementación de la IA, en comparación con las puntuaciones bajas y relativamente homogéneas que otorgan al resto de las afirmaciones que componen el indicador de Diversidad. Este comportamiento, aunque puntual, sugiere un posible efecto concreto de la IA en la ampliación del abanico de perfiles educativos considerados, lo que podría estar relacionado con sistemas de filtrado algorítmico más neutros frente a la tradicional sobrevaloración de ciertos títulos o niveles formativos.

Por su parte, la dimensión Inclusión, con una media de 4,73 (Figura 9), presenta un perfil intermedio, pero caracterizado por una alta dispersión en las valoraciones (Figura 12). A diferencia de la Diversidad y la Equidad, cuyas percepciones tienden a concentrarse en valores bajos, en el primer caso, y medios-altos, en el segundo-, las puntuaciones relativas a la Inclusión oscilan con mayor amplitud, lo que revela una mayor heterogeneidad en las experiencias individuales. A esta dispersión se suma el hecho de que los resultados muestran diferencias estadísticamente significativas según el nivel jerárquico de los participantes confirmadas a través del estadístico t de student (p -valor=0,045): mientras que los perfiles directivos asignan una media de 5,41, los colaboradores valoran esta dimensión con un 3,44.

Figura 16. Percepción media de la Inclusión en función del nivel jerárquico.

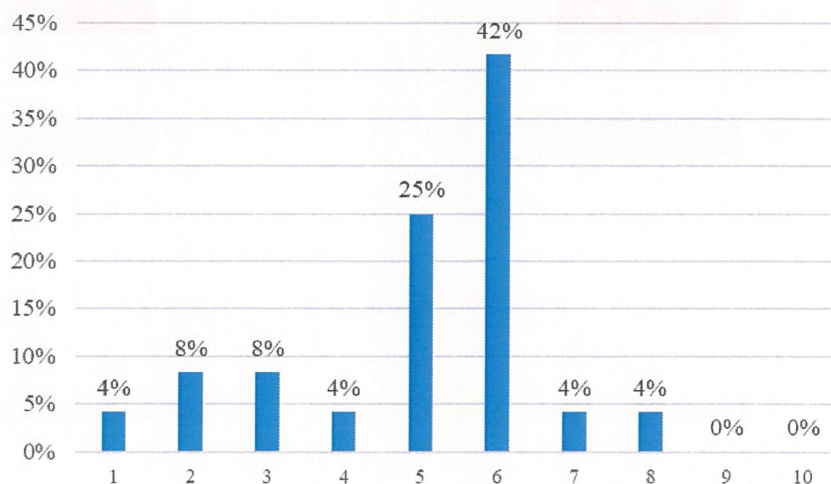


Fuente: Elaboración propia

4.2.2. Sesgos

Partiendo de la percepción del sesgo en sentido estricto, la distribución de las respuestas proporcionadas por los participantes cuyas organizaciones emplean herramientas de IA en el proceso de reclutamiento y selección, muestra una clara tendencia hacia valores intermedios. Aproximadamente el 70% de ellos sitúa su valoración en torno al punto medio de la escala, lo que indica una percepción moderada del sesgo. Esto es, los participantes no identifican de manera generalizada situaciones de discriminación, tratamiento desigual o injusticia asociadas al uso de esta tecnología. Esta posición sugiere una actitud prudente y en cualquier caso, coherente con el uso limitado de estas herramientas y con la escasa visibilidad de sus efectos reales en las decisiones finales del proceso de reclutamiento y selección, dado que, en la totalidad de las empresas encuestadas, las fases más críticas siguen estando en manos de profesionales.

Figura 17. Percepciones de sesgo.



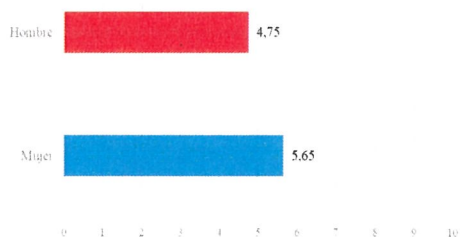
Fuente: Elaboración propia

El análisis de los extremos de la escala, permite identificar un patrón contraintuitivo: las puntuaciones más bajas -entre 1 y 4- proceden en su mayoría de participantes que utilizan la IA de forma intensiva a lo largo de las distintas fases del proceso tanto de reclutamiento, como de selección, mientras que las valoraciones más altas -7 y 8- corresponden, en cambio, a quienes la emplean únicamente en las etapas iniciales. Cabría esperar que un mayor grado

de automatización diera lugar a una percepción más crítica del sesgo, pero los datos apuntan en la dirección opuesta.

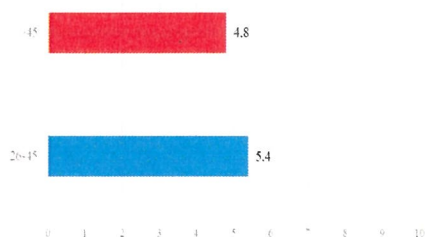
Más allá de la distribución general, es relevante señalar que esta percepción moderada y poco polarizada del sesgo se mantiene de forma consistente entre los distintos perfiles sociodemográficos y profesionales analizados. Tal como ilustran las **Figuras 18-21**, no se identifican diferencias estadísticamente significativas en función del sexo, la edad, el nivel jerárquico o la familiaridad con la IA. Esta homogeneidad refuerza la solidez del patrón observado, sugiriendo que dicha percepción no está condicionada por características individuales ni por el contexto organizativo, sino que responde a una valoración ampliamente compartida del fenómeno. Bien es cierto, que a efectos interpretativos, es de especial relevancia tener presente el limitado tamaño de la muestra empleada.

Figura 18. Percepción media sesgo - Género



Fuente: Elaboración propia

Figura 19. Percepción media sesgo - Edad



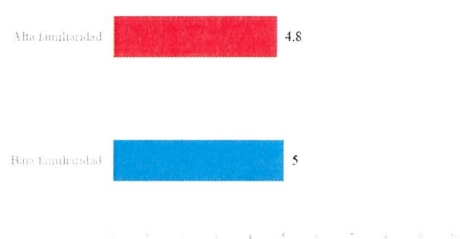
Fuente: Elaboración propia

Figura 20. Percepción media sesgo - Cargo



Fuente: Elaboración propia

Figura 21. Percepción media sesgo - Familiaridad IA

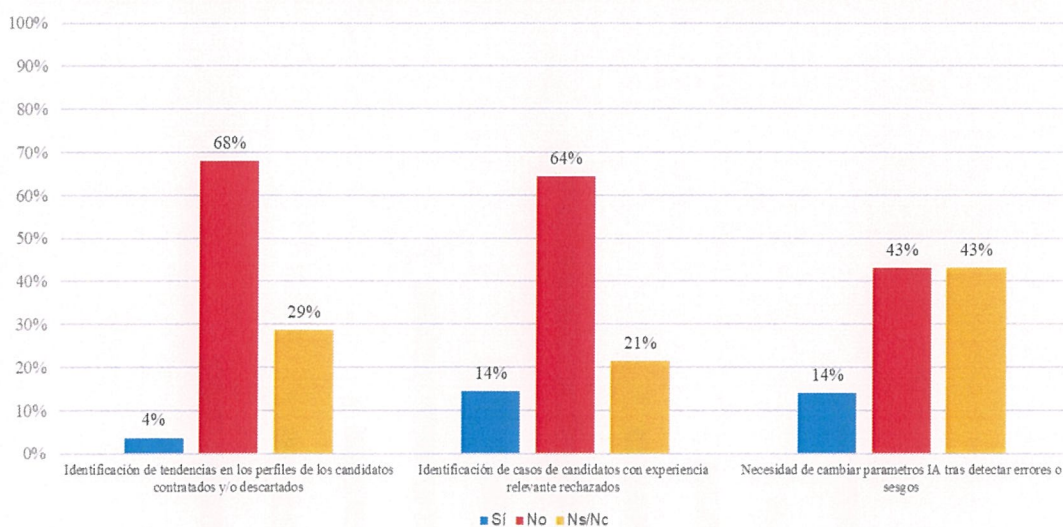


Fuente: Elaboración propia

Las figuras permiten, sin embargo, observar ciertos matices interesantes. En todos los casos, los grupos que presentan una percepción algo más elevada del sesgo, son aquellos que tradicionalmente han ocupado posiciones menos privilegiadas en el ámbito laboral: mujeres frente a hombres, profesionales jóvenes frente a los mayores, colaboradores frente a directivos. Es posible que estas personas, al haber experimentado más frecuentemente situaciones de discriminación, estén más sensibilizadas y, por tanto, sean más propensas a identificar este tipo de desigualdades.

La percepción moderada del sesgo se confirma al analizar otras preguntas del cuestionario que abordan esta dimensión desde un enfoque más práctico. Tal como refleja la **Figura 22**, cuando se consultó a los participantes sobre la existencia de patrones sesgados en los perfiles de candidatos contratados tras la implementación de la IA, o sobre casos en los que personas con experiencia relevante fueron descartadas sin una justificación clara, más del 60 % respondió negativamente. De manera similar, la mayoría tampoco indicó haber tenido que ajustar los parámetros del sistema como consecuencia de errores o sesgos detectados.

Figura 22. Indicadores prácticos de sesgo en la experiencia de los usuarios

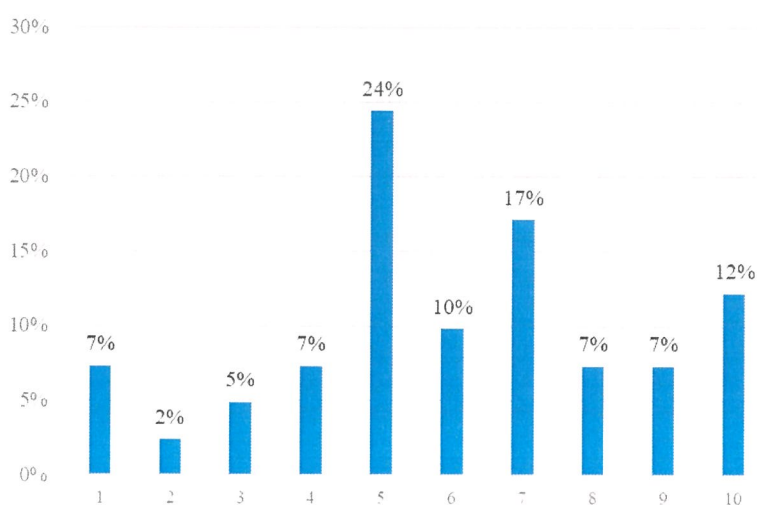


Fuente: Elaboración propia

Ahora bien, más allá de estas respuestas mayoritariamente negativas y coherentes con la baja percepción de sesgo manifestada, el elevado porcentaje de Ns/Nc registrado en estas preguntas sugiere que, para una parte significativa de los participantes, no resulta en realidad sencillo evaluar si la IA empleada en sus organizaciones genera o no sesgos. Esta dificultad para valorar el funcionamiento del sistema y sus posibles efectos sobre los resultados del proceso, puede ser de hecho una de las razones que explique la baja percepción generalizada del sesgo hasta ahora analizada. Esta hipótesis cobra aún más fuerza si se pone en relación con las respuestas obtenidas en torno a la transparencia de las herramientas utilizadas.

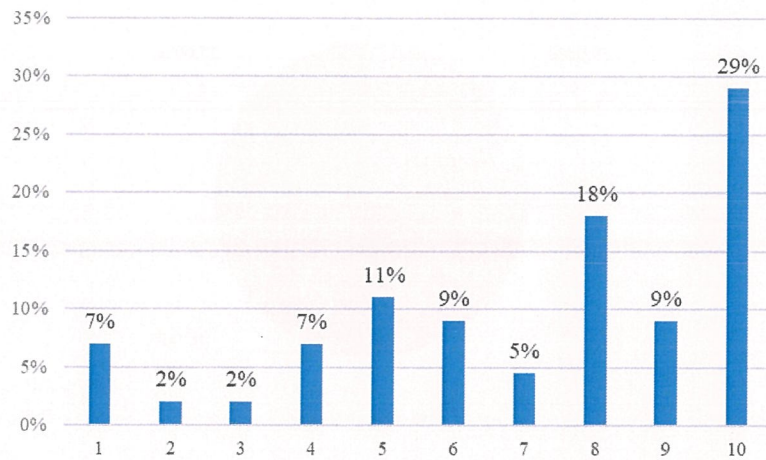
En efecto, tal como se refleja en la **Figura 23**, aproximadamente el 80% de los participantes otorga una puntuación entre el 5 y el 10 a la probabilidad de que existan sesgos en la IA utilizada por su empresa pero que no sean percibidos debido a la complejidad o falta de transparencia del sistema. Dentro de ese grupo, un 40% se concentra en puntuaciones superiores a 7, lo que indica que esta preocupación está lejos de ser residual. En consonancia con esa generalizada percepción, un 70% de los encuestados indica considerar necesario que la explicación del funcionamiento del algoritmo sea más clara, tanto en relación con cómo toma las decisiones, como en el porqué de sus recomendaciones (**Figura 24**).

Figura 23. Probabilidad percibida de existencia de sesgos no detectables por falta de transparencia



Fuente: Elaboración propia

Figura 24. Necesidad de que la explicabilidad del algoritmo sea más clara

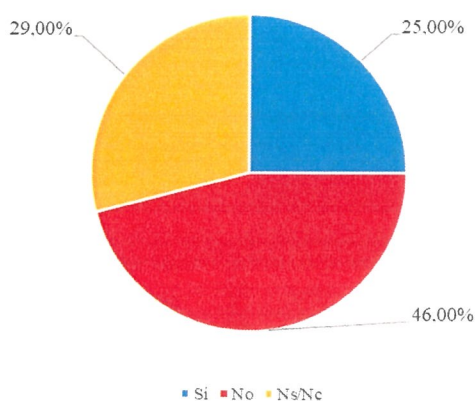


Fuente: Elaboración propia

4.2.2.1. Supervisión y mitigación

Los resultados obtenidos en relación a la supervisión y mitigación son coherentes con la contenida percepción de los sesgos, pues si bien existen mecanismos de supervisión, estos no están específicamente orientados a la detección o corrección de los mismos, sino que responden, en general, a criterios más amplios de control técnico, tal como señalaron los encuestados al ser preguntados por la finalidad de dichas revisiones aludiendo a objetivos como asegurar la eficiencia del sistema, su adaptabilidad a la realidad organizativa y la mejora continua. Es cierto que también se mencionan aspectos como la necesidad de no perder candidatos válidos, revisar posibles fallos en el modelo y la importancia de mantener la seguridad, la confidencialidad y el toque humano del proceso, pero en menor medida.

Figura 25. Implementación de estrategias para identificar y mitigar sesgos en la IA



Fuente: Elaboración propia

Entre los participantes que afirman que sus respectivas empresas han implementado alguna estrategia para identificar y, en su caso, mitigar posibles sesgos (7 participantes), la mayoría señala el ajuste de los criterios de selección y la realización de evaluaciones manuales complementarias al sistema automatizado como las medidas más frecuentes, lo que indica una preferencia por enfoques que permiten ejercer un control directo sobre las decisiones del proceso. A ellas le siguen el uso de sistemas de IA diseñados para ofrecer mayor explicabilidad y transparencia, presente en algo más de la mitad de los casos. En menor medida, se mencionan las auditorías periódicas del algoritmo y la formación del personal de recursos humanos en sesgos algorítmicos, lo que sugiere que las medidas de carácter más técnico o preventivo, aunque relevantes, aún no están plenamente consolidadas en las prácticas organizativas.

Más allá de la adopción de medidas para supervisar e identificar posibles sesgos, los datos también permiten conocer cómo actúan las organizaciones cuando, independientemente de la existencia o no de mecanismos de supervisión y mitigación, se detectan sesgos en la práctica. Pues bien, las respuestas recogidas muestran que, en la mayoría de los casos, las acciones adoptadas ante la detección de un posible sesgo no se articulan mediante protocolos formales, sino que dependen directamente de la intervención humana en fases posteriores del proceso. En este sentido, se destaca reiteradamente que la decisión final sobre la contratación recae en personas -ya sea responsables de recursos humanos o mandos directos-, lo que, según los encuestados, permite corregir posibles errores o descartes injustificados con

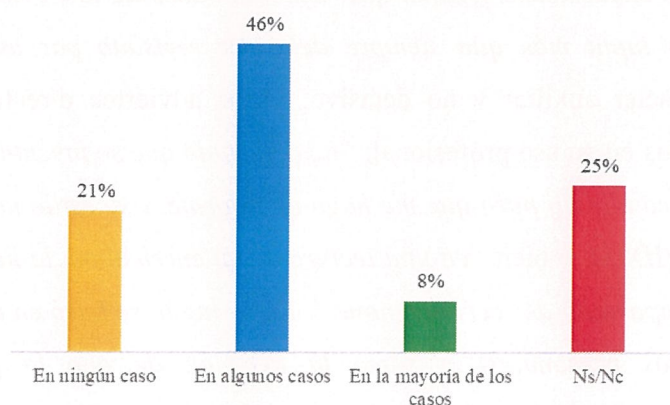
rapidez. También se mencionan medidas como la doble verificación por parte del equipo de RR.HH., la revisión manual de la información, o la realización de entrevistas personales como mecanismos de control adicionales. En conjunto, estas prácticas reflejan una estrategia de mitigación centrada en la intervención humana como última garantía, más que en ajustes directos al sistema de IA.

4.3. Conciencia y preocupación por el sesgo algorítmico

Tal como han anticipado las respuestas en torno a la transparencia de los sistemas, los resultados revelan una conciencia ampliamente compartida sobre los riesgos asociados al uso de la IA.

Un primer indicio de esa conciencia es la creencia, mayoritariamente compartida (más del 50% de los participantes), de que las herramientas de contratación basadas en IA pueden generar resultados injustos o desfavorables para ciertos grupos de personas (**Figura 26**). Ciertamente, esta creencia no es del todo unánime: aproximadamente una cuarta parte de los encuestados considera que este tipo de sesgos no se producen, y otro 25 % opta por no pronunciarse (en su mayoría, mujeres), lo que revela que, si bien existe una base significativa de conciencia crítica sobre los posibles efectos discriminatorios de estas tecnologías, también persisten dudas, escepticismo o desconocimiento entre una parte relevante de los participantes.

Figura 25. ¿Cree que las herramientas de contratación basadas en IA pueden generar resultados injustos o desfavorecer a ciertos grupos de personas?



Fuente: Elaboración propia

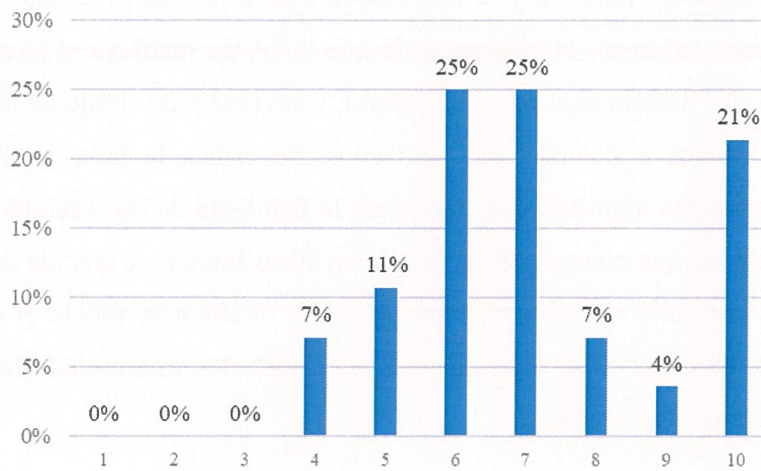
Resulta especialmente llamativo que, entre el 21% de los que afirman no creer que las herramientas de contratación basadas en IA puedan generar resultados injustos o desfavorables, más de la mitad (6 de 11 participantes) trabaja en el sector tecnológico, lo que sugiere que quienes están profesionalmente vinculados al desarrollo de tecnologías pueden tener una percepción más confiada respecto al funcionamiento de estos sistemas. Ello se confirma al observar más de cerca este grupo, puesto que cinco de esos seis participantes provienen de empresas que actualmente no emplean herramientas de IA en sus procesos de reclutamiento y selección, constatando por tanto, que la confianza en la neutralidad de estas tecnologías no parece derivar de una experiencia directa en contextos de reclutamiento y selección, sino más bien de una familiaridad técnica general que podría invisibilizar ciertos riesgos operativos o éticos.

Más allá estas divergencias, y centrándonos en la conciencia crítica mayoritaria observada, esta no se manifiesta únicamente en términos de creencias, sino que se traduce en dos actitudes generalizadas entre los participantes: por un lado, una alta preocupación ante la posibilidad de que la IA pueda generar resultados discriminatorios en los procesos de reclutamiento y selección (**Figura 26**); por otro, una baja consideración de su confiabilidad en comparación con la evaluación humana a la hora de seleccionar candidatos (**Figura 27**), que se evidencia con total claridad en las manifestaciones realizadas por los propios participantes cuando se les preguntó si alguna vez habían cuestionado una decisión que la IA había tomado en un proceso de reclutamiento y selección. Sus respuestas cualitativas apuntan reiteradamente a una percepción de la IA como una herramienta limitada, susceptible de errores significativos y, en ningún caso, sustitutiva del juicio humano.

Así, algunos encuestados señalan que *“los resultados de la IA no son tomados como ley, sino como un input más que siempre debe ser revisado por una persona”* (ID6), subrayando su carácter auxiliar y no decisivo. Otros advierten directamente sobre fallos concretos observados en su uso profesional: *“he detectado que se inventa cosas si le traslado información de un candidato para que me haga un informe, y su estilo narrativo engrandece las candidaturas”* (ID23), o bien *“en una lectura de un currículum, la herramienta no cogió adecuadamente el apartado de ‘certificaciones’. En su lugar, se basó en un apartado distinto (por ejemplo, datos personales), y tomó la decisión de que la persona no poseía certificaciones, ya que no rescató bien la información”* (ID34). También se hace mención a los efectos que estas deficiencias pueden tener en la calidad de los procesos de selección: *“descarta candidatos que son válidos técnicamente”* (ID38) o *“no siempre selecciona la*

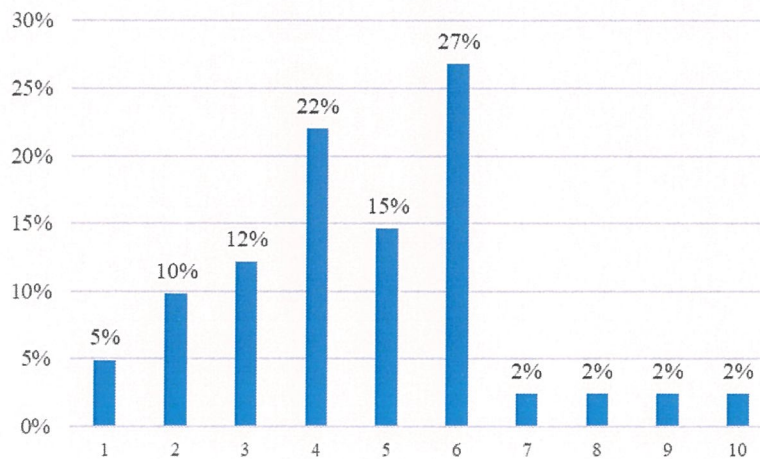
mejor opción posible” (ID45), lo que refuerza la percepción de que el uso exclusivo o no supervisado de estas herramientas puede conducir a decisiones inadecuadas.

Figura 26. Grado de preocupación por los posibles sesgos e injusticias generados por la IA.



Fuente: Elaboración propia

Figura 27. Grado de confiabilidad en la IA en comparación a la evaluación humana.



Fuente: Elaboración propia

En coherencia con todo lo anterior, resulta especialmente revelador el conjunto de preocupaciones que los participantes expresan en torno al impacto que la IA podría tener en la contratación del futuro como una manifestación más de esa conciencia crítica ampliamente compartida en el presente. Entre las inquietudes más repetidas destacan los sesgos algorítmicos y la posibilidad de que estos dejen fuera a candidaturas válidas, así como la pérdida del componente humano y la despersonalización de los procesos. A este respecto, varios participantes subrayan la necesidad de que la IA no sustituya el juicio humano, sino que actúe como una herramienta complementaria, y advierten del riesgo de delegar en exceso la toma de decisiones a sistemas automatizados. Se critica la falta de diversidad en los equipos que desarrollan algoritmos, se cuestiona la fiabilidad de los resultados generados por la IA y se insiste en que siempre debe existir un filtro humano capaz de detectar errores o matices que las herramientas puedan pasar por alto. También se señala el riesgo de que se pierda el “toque humano” y su valor añadido, considerados imprescindibles para cualquier proceso de selección justo y efectivo.

5. CONCLUSIONES

Centrándonos y partiendo del objetivo principal de la presente investigación, el análisis de los resultados nos permite concluir que las percepciones de sesgo algorítmico, como potencial riesgo del uso de la IA en los procesos de reclutamiento y selección, son, por el momento, moderadas.

Esta constatación no puede ni debe, sin embargo, interpretarse como una evidencia de la neutralidad de los sistemas algorítmicos empleados en el proceso de contratación, pues si algo reflejan los resultados es el estado actual de desarrollo de la IA en dichos procesos dentro de las organizaciones encuestadas, que en línea con estudios previamente citados (Psico-smart, 2024; Sage, 2020 en Drage & Mackereth, 2022), se caracteriza por una adopción aún parcial y un grado de integración limitado que restringen la posibilidad de los profesionales para evaluar críticamente su funcionamiento.

En efecto, la baja percepción de sesgo identificada en esta investigación se explica, fundamentalmente y sin ningún género de duda, por dos factores clave. En primer lugar, y de conformidad con la teoría de la difusión de innovaciones expuesta, por el uso aún limitado y selectivo que hacen la mayoría de las organizaciones de estas herramientas. Recuérdese que según la citada teoría, el impacto -tanto positivo, como negativo- de una nueva tecnología está condicionado por su uso continuo e integrado (Cooper & Zmud, 1990). Como se ha observado, entre aquellas empresas que han adoptado herramientas de IA (aproximadamente un 55% de las empresas encuestadas), la mayoría concentra el uso de las mismas principalmente en las fases más estructuradas del proceso de reclutamiento y selección -como la redacción de descripciones de puestos o la criba automatizada de currículums-, mientras que las etapas que requieren mayor intervención y juicio humano, como la entrevista final o la decisión última de contratación, siguen estando bajo control humano. Por tanto, la posibilidad de identificar posibles efectos de la implementación de la IA en estas prácticas se reduce considerablemente. De hecho, es ese uso parcial y limitado el que igualmente explica y permite entender por qué, pese a que las herramientas de IA aún no generan percepciones generalizadas de discriminación, tampoco se perciben como impulsores claros de la diversidad, la equidad y la inclusión. Como ha sido subrayado a lo largo del análisis, los participantes reconocen cierto potencial de la IA para estandarizar criterios de evaluación, pero no perciben efectos concretos en términos de mayor representación o accesibilidad para perfiles diversos.

En segundo lugar, por la falta de transparencia y explicabilidad del funcionamiento de los algoritmos que constituyen la base de los sistemas de IA implementados. A este respecto, aproximadamente el 80% de los participantes considera probable que existan sesgos en la IA utilizada por su empresa pero que no sean percibidos debido a la complejidad o falta de transparencia del sistema. De conformidad con Chesterman (2021), la incomprensión de la operatividad de los mismos limita claramente la posibilidad de identificar errores y sesgos ocultos y genera, en algunos casos, una percepción de ausencia de sesgo errónea por no estar sustentada en una evaluación real del impacto del sistema. De hecho, esta dificultad para evaluar críticamente el comportamiento de la IA se ve agravada por la escasa formación técnica específica recibida por muchos de los profesionales, que, si bien demuestran una alta familiaridad conceptual con la tecnología, carecen en gran medida de herramientas concretas para cuestionar o auditar sus decisiones.

Dentro de las reducidas percepciones de sesgo, los datos muestran, sin embargo, que ciertos colectivos, concretamente mujeres, personas jóvenes y empleados no directivos manifiestan niveles más altos de percepción, lo que nos permite concluir que la experiencia previa de discriminación podría agudizar la sensibilidad frente a posibles desigualdades introducidas por sistemas algorítmicos, constituyendo una advertencia relevante para el diseño e implementación futura de estas tecnologías.

En línea con la baja percepción de sesgos observada, los resultados muestran también una falta de estrategias organizativas claras y sistemáticas para identificarlos y corregirlos. Las medidas existentes, cuando están presentes, suelen ser puntuales y centradas en mejorar aspectos operativos, más que en abordar el problema desde una perspectiva ética. Esta ausencia de un enfoque estructurado indica que, en la mayoría de los casos, la prevención de sesgos depende más de la iniciativa individual que de un compromiso firme por parte de la organización. Todo ello pone de relieve la necesidad de avanzar hacia marcos de actuación más sólidos, técnicamente adecuados y guiados por principios de equidad.

Ahora bien, en este escenario de adopción incipiente, baja integración y limitada visibilidad de los efectos de la IA -que limita, en cierta medida, la posibilidad de alcanzar conclusiones más concluyentes respecto del objetivo central del estudio-, los resultados permiten constatar un hallazgo particularmente relevante: la existencia de una elevada conciencia crítica por parte de los profesionales participantes. Aunque no se identifiquen de forma generalizada situaciones concretas de discriminación, la mayoría de los encuestados muestra una actitud crítica respecto al uso de estas herramientas. Esta conciencia crítica, que

parece estar relacionada con el alto nivel de familiaridad conceptual que los participantes muestran respecto de la IA, se manifiesta tanto en la preocupación ante la posibilidad de que los algoritmos generen resultados injustos, como en la baja consideración de su confiabilidad en comparación con la evaluación humana a la hora de seleccionar candidatos, que a su vez se refleja en la insistencia sobre la necesidad de mantener la supervisión humana como garantía última de equidad en el proceso y se traduce en prácticas concretas como la revisión manual de candidatos descartados, la preferencia por decisiones compartidas y la desconfianza hacia la delegación exclusiva en sistemas automatizados.

Una conciencia crítica, que en el contexto de la presente investigación pone de relieve y nos permite concluir que nos encontramos ante una fase de vigilancia atenta y exigente por parte de los profesionales, en la que el aún incipiente potencial transformador de la IA coexiste con una prudente desconfianza hacia sus implicaciones éticas que, en este momento de adopción limitado, puede entenderse como una oportunidad estratégica: si se canaliza adecuadamente, esta conciencia puede actuar como palanca para impulsar prácticas más transparentes y responsables, que acompañadas de marcos formativos sólidos permitan a las organizaciones contar con la capacidad suficiente para gobernarla desde principios éticos y supervisión humana efectiva, en la que la capacidad para percibir e interpretar los sesgos que estas tecnologías pueden incorporar esté plenamente desarrollada.

6. LIMITACIONES Y FUTURAS INVESTIGACIONES

Como toda investigación empírica, este estudio presenta una serie de limitaciones que es necesario tener en consideración para valorar adecuadamente el alcance de sus conclusiones y orientar futuras investigaciones en esta línea.

A estos efectos y como principal limitación se identifica el tamaño y la representatividad de la muestra. A pesar de contar con la colaboración de AEDIPE, que facilitó el reenvío de la encuesta a un total de 228 empresas, la tasa de respuesta fue muy baja a efectos de poder desarrollar una investigación de estas características. Esta dificultad para acceder a profesionales de recursos humanos dispuestos a participar refleja uno de los desafíos habituales en investigaciones que abordan temáticas sensibles o incipientes en el entorno empresarial. Como consecuencia, la muestra obtenida fue reducida y no representativa del conjunto de organizaciones que están implementando tecnologías basadas en IA, lo que ha limitado tanto el análisis inferencial de los resultados, como la generalización de los mismos y sugiere prudencia en la extrapolación de las conclusiones.

En segundo lugar, debe señalarse una limitación temporal vinculada con el grado de adopción actual de la IA en los procesos de reclutamiento y selección. La mayoría de las empresas encuestadas se encuentran aún en fases muy iniciales de implementación, o incluso en procesos exploratorios, lo que, como se ha podido comprobar, tiene como consecuencia directa el que la percepción del sesgo algorítmico y las estrategias para su mitigación todavía no estén plenamente desarrolladas o formalizadas. En este sentido, es posible que la investigación se haya adelantado a un fenómeno que, si bien es inminente, aún no ha alcanzado suficiente madurez en el tejido empresarial como para permitir un análisis más robusto y completo.

Asimismo, también es importante destacar y tener en cuenta la limitación relacionada con los sesgos en las propias respuestas de los participantes. Al tratarse de un estudio que aborda el uso responsable de tecnologías, es posible que algunas respuestas hayan estado influenciadas por factores como la deseabilidad social. Es decir, algunos profesionales podrían haber respondido de forma más alineada con lo que consideran correcto o socialmente aceptable, en lugar de reflejar con exactitud su experiencia o percepción real.

A la luz de estas limitaciones, se abren diversas líneas de investigación futuras que pueden contribuir a profundizar y complementar los hallazgos obtenidos. Una primera línea de investigación clara consiste en ampliar la muestra, tanto en tamaño como en diversidad, de

manera que permita obtener una visión más representativa del panorama actual, así como incorporar enfoques cualitativos, que permitan comprender mejor cómo se está gestionando este fenómeno desde dentro de las organizaciones.

Del mismo modo, puede resultar útil centrarse en la evolución temporal de la adopción de estas tecnologías realizando para ello un estudio longitudinal que permita observar cómo evolucionan tanto la percepción del sesgo como las estrategias de mitigación a lo largo del tiempo. Este enfoque ayudaría a identificar si la exposición continuada a herramientas de IA conduce a una mayor percepción, regulación interna o desarrollo de protocolos específicos en materia de ética algorítmica.

Por último, sería interesante comparar contextos internacionales, explorando si los factores culturales pueden influir en las percepciones que los profesionales tienen sobre el sesgo algorítmico, su relevancia y su impacto en los procesos de toma de decisiones, así como si los distintos factores regulatorios influyen en la adopción de medidas éticas relacionadas con el uso de la IA en los procesos de reclutamiento y selección.

BIBLIOGRAFÍA

- Agarwal, A. (2022). AI adoption by human resource management: a study of its antecedents and impact on HR system effectiveness. *foresight*, 25(1), 67-81.
- Albaroudi, E., Mansouri, T., & Alameer, A. (2024). A comprehensive review of AI techniques for addressing algorithmic bias in job hiring. *Ai*, 5(1), 383-404.
- Ahmad Salleh, K., Janczewski, L., & Beltran, F. (2015). SEC-TOE framework: Exploring security determinants in big data solutions adoption.
- Ajzen, I. (1980). Understanding attitudes and predicting social behavior. *Englewood cliffs*.
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational behavior and human decision processes*, 50(2), 179-211.
- Albassam, W. A. (2023). The power of artificial intelligence in recruitment: An analytical review of current AI-based recruitment strategies. *International Journal of Professional Business Review: Int. J. Prof. Bus. Rev.*, 8(6), 4.
- Albert, E. T. (2019). AI in talent acquisition: a review of AI-applications used in recruitment and selection. *Strategic HR Review*, 18(5), 215-221.
- Ali, O., & Kallach, L. (2024). Artificial Intelligence Enabled Human Resources Recruitment Functionalities: A Scoping Review. *Procedia Computer Science*, 232, 3268-3277.
- Arnott, D. (2006). Cognitive biases and decision support systems development: a design science approach. *Information Systems Journal*, 16(1), 55-78.
- Azeem, M. U., & Yasmin, R. (2016). The impact of recruitment and selection criteria on organizational performance. *Global Journal of Management And Business Research*, 16(3), 1-9.
- Baig, M. I., Shuib, L., & Yadegaridehkordi, E. (2019). Big data adoption: State of the art and research challenges. *Information Processing & Management*, 56(6), 102095.
- Bankins, S., Ocampo, A. C., Marrone, M., Restubog, S. L. D., & Woo, S. E. (2024). A multilevel review of artificial intelligence in organizations: Implications for organizational behavior research and practice. *Journal of organizational behavior*, 45(2), 159-182.
- Barboza, C. (2019). Artificial Intelligence and Hr: The new wave of Technology. *Journal of Advances in Social Science and Humanities*, vol.5, no.4, pp.715-720.
- Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. *Calif. L. Rev.*, 104, 671.
- Bazerman, M. H., & Moore, D. A. (2012). *Judgment in managerial decision making*. John Wiley & Sons.

- Bhalgat, K. H. (2019). *An exploration of how Artificial Intelligence is impacting Recruitment and Selection process* (Doctoral dissertation, Dublin Business School).
- Biddle Consulting Group. (2018). Uniform Guidelines on employee selection procedures. Retrieved from: <https://www.uniformguidelines.com>
- Black, J. S., & van Esch, P. (2020). AI-enabled recruiting: What is it and how should a manager use it?. *Business horizons*, 63(2), 215-226.
- Blanzeisky, W., & Cunningham, P. (2021, September). Algorithmic factors influencing bias in machine learning. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (pp. 559-574). Cham: Springer International Publishing.
- Bryan, J. D., & Zuva, T. (2021). A review on TAM and TOE framework progression and how these models integrate. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 6(3), 137-145.
- Brishti, J. K., & Javed, A. (2020). The viability of ai-based recruitment process: A systematic literature review.
- Budhwar, P., Malik, A., De Silva, M. T., & Thevisuthan, P. (2022). Artificial intelligence—challenges and opportunities for international HRM: a review and research agenda. *The InTernaTional Journal of human resource management*, 33(6), 1065-1097.
- Burton-Jones, A., & Grange, C. (2013). From use to effective use: A representation theory perspective. *Information systems research*, 24(3), 632-658.
- Cania, L. (2014). The impact of strategic human resource management on organizational performance. *Economia. Seria Management*, 17(2), 373-383.
- Charlwood, A., & Guenole, N. (2022). Can HR adapt to the paradoxes of artificial intelligence? *Human Resource Management Journal*, 32(4), 729-742. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12433>
- Chauhan, P. S., & Kshetri, N. (2022). The role of data and artificial intelligence in driving diversity, equity, and inclusion. *Computer*, 55(4), 88-93.
- Chesterman, S. (2021). Through a glass, darkly: artificial intelligence and the problem of opacity. *The American Journal of Comparative Law*, 69(2), 271-294.
- Chong, A. Y. L., & Chan, F. T. (2012). Structural equation modeling for multi-stage analysis on Radio Frequency Identification (RFID) diffusion in the health care industry. *Expert Systems with Applications*, 39(10), 8645-8654.
- Choudhary, H., & Pandita, D. (2023). A Decision Model for the Adoption of Artificial Intelligence in Fostering DEI in the Workplace. In *2023 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)* (pp. 369-373). IEEE.

- Cohen, T. (2019). How to leverage artificial intelligence to meet your diversity goals. *Strategic HR Review*, 18(2), 62-65.
- Cooper, R. B., & Zmud, R. W. (1990). Information technology implementation research: a technological diffusion approach. *Management science*, 36(2), 123-139.
- Danks, D., & London, A. J. (2017, August). Algorithmic bias in autonomous systems. In *Ijcai* (Vol. 17, No. 2017, pp. 4691-4697).
- Dastin, J. (2022). Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. In *Ethics of data and analytics* (pp. 296-299). Auerbach Publications.
- Daugherty, P. R., Wilson, H. J., & Chowdhury, R. (2018). Using artificial intelligence to promote diversity. *MIT Sloan Management Review*.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*, 319-340.
- Delipetrev, B., Tsinaraki, C., & Kostic, U. (2020). *Historical Evolution of Artificial Intelligence*. JRC Publications Office of the European Union. <https://doi:10.2760/801580, JRC120469>
- Deloitte (2020). *Global Human Capital Trends*. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/human-capital-trends-/2-020>
- Deloitte (2021). *Global Human Capital Trends 2021: The Social Enterprise in a World Disrupted*. https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/an/Documents/human-capital/DDC_HCTrends%202021.pdf
- Deloitte (2023). *Global Human Capital Trends: New fundamentals for a boundaryless world*. https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/articles/glob175985_global-human-capital-trends-2023/GLOB175985_HUMAN-CAPITAL-TRENDS-2023.pdf
- Depietro, R., Wiarda, E., & Fleischer, M. (1990). The context for change: Organization, technology and environment. *The processes of technological innovation*, 199(0), 151-175.
- Drage, E., & Mackereth, K. (2022). Does AI debias recruitment? Race, gender, and AI's "eradication of difference". *Philosophy & technology*, 35(4), 89.
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- Ekuma, K. (2024). Artificial intelligence and automation in human resource development: A systematic review. *Human Resource Development Review*, 23(2), 199-229.

- Ekwoaba, J. O., Amaugo, A. N., & Ezeabii, I. C. (2015). Recruitment and Selection Practices and Organizational Effectiveness: A Conceptual Analysis. *Journal of Management and Strategy*, 6, 1-10.
- EP, F. / . (2024, septiembre 18). *La IA contribuirá con 17,9 billones de euros a la economía mundial para 2030 y generará el 3,5% del PIB*. Forbes España. <https://forbes.es/economia/502364/la-ia-contribuira-con-179-billones-de-euros-a-la-economia-mundial-para-2030-y-generara-el-35-del-pib/>
- Fazelpour, S., & Danks, D. (2021). Algorithmic bias: Senses, sources, solutions. *Philosophy Compass*, 16(8), e12760.
- Fioretti, L., La Croce, C., Siviero, A. & Clemmons, E. (2024). *The Global Impact of Artificial Intelligence on the Economy and Jobs*. IDC: The premier global market intelligence company. <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=US51057924>
- Fritts, M., & Cabrera, F. (2021). AI recruitment algorithms and the dehumanization problem. *Ethics and Information Technology*, 23, 791-801.
- Fu, R., Huang, Y., & Singh, P. V. (2020). Ai and algorithmic bias: Source, detection, mitigation and implications. *Detection, Mitigation and Implications (July 26, 2020)*.
- Gasser, L. (1986). The integration of computing and routine work. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 4(3), 205-225.
- Geetha, R., & Bhanu, S. R. D. (2018). Recruitment through artificial intelligence: a conceptual study. *International Journal of Mechanical Engineering and Technology*, 9(7), 63-70.
- Ghosh, K., Bellinger, C., Corizzo, R., Branco, P., Krawczyk, B., & Japkowicz, N. (2024). The class imbalance problem in deep learning. *Machine Learning*, 113(7), 4845-4901.
- Goswami, A. (2018). Human resource management and its importance for today's organizations. *Journal of Advances and Scholarly Researches in Allied Education*, 15(3), 128-135.
- Grand View Research. (2020). "Artificial intelligence (ai) market size, share & trends analysis report". [Online]. Available: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/artificial-intelligence-ai-market>
- Hewage, A. (2023). Exploring the applicability of Artificial Intelligence in recruitment and selection processes: A focus on the recruitment phase. *Journal of Human Resource and Sustainability Studies*, 11(3), 603-634.
- Kordzadeh, N., & Ghasemaghaei, M. (2022). Algorithmic bias: review, synthesis, and future research directions. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 388-409.
- Mena, M. (2021). *Infografía: El Big Bang del Big Data*. Statista Daily Data. <https://es.statista.com/grafico/26031/volumen-estimado-de-datos-digitales-creados-o-replicados-en-todo-el-mundo>

- Ifinedo, P. (2011). An empirical analysis of factors influencing Internet/e-business technologies adoption by SMEs in Canada. *International journal of information technology & decision making*, 10(04), 731-766.
- Islam, M., Mamun, A. A., Afrin, S., Ali Quaasar, G. A., & Uddin, M. A. (2022). Technology adoption and human resource management practices: the use of artificial intelligence for recruitment in Bangladesh. *South Asian Journal of Human Resources Management*, 9(2), 324-349.
- Jatobá, M., Santos, J., Gutierriz, I., Moscon, D., Fernandes, P. O., & Teixeira, J. P. (2019). Evolution of artificial intelligence research in human resources. *Procedia Computer Science*, 164, 137-142.
- Jora, R. B., Sodhi, K. K., Mittal, P., & Saxena, P. (2022, March). Role of artificial intelligence (AI) in meeting diversity, equality and inclusion (DEI) goals. In *2022 8th international conference on advanced computing and communication systems (ICACCS)* (Vol. 1, pp. 1687-1690). IEEE.
- Kantayya, S. (Directora). (2020). *Coded bias* [Serie documental]. Netflix. <https://www.netflix.com/title/81328723>
- Kaplan, A., Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business horizons*, 62 (1), 15-25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Kashi, K., Zheng, C., & Molineux, J. (2016). Exploring factors driving social recruiting: The case of Australian organizations. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 26(3), 203-223.
- Kassir, S., Baker, L., Dolphin, J., & Polli, F. (2023). AI for hiring in context: a perspective on overcoming the unique challenges of employment research to mitigate disparate impact. *AI and Ethics*, 3(3), 845-868.
- Kelan, E. K. (2024). Algorithmic inclusion: Shaping the predictive algorithms of artificial intelligence in hiring. *Human Resource Management Journal*, 34(3), 694-707.
- Khan, F. A., Khan, N. A., & Aslam, A. (2024). Adoption of artificial intelligence in human resource management: an application of TOE-TAM model. *Research and review: human resource and labour management*, 5, 22-36.
- Köchling, A., & Wehner, M. C. (2020). Discriminated by an algorithm: a systematic review of discrimination and fairness by algorithmic decision-making in the context of HR recruitment and HR development. *Business Research*, 13(3), 795-848.
- Konovalova, V., Mitrofanova, E., Mitrofanova, A., & Gevorgyan, R. (2022). The impact of artificial intelligence on human resources management strategy: Opportunities for the Humanisation and Risks. *Wisdom*, (1S (2)), 88-96. <https://doi.org/10.24234/wisdom.v2il.76>.

- Kusner, M. J., Loftus, J., Russell, C., & Silva, R. (2017). Counterfactual fairness. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- Lee, J. N., Miranda, S. M., & Kim, Y. M. (2004). IT outsourcing strategies: Universalistic, contingency, and configurational explanations of success. *Information Systems Research*, 15(2), 110-131.
- Lee, N. T., Resnick, P., & Barton, G. (2019). Algorithmic bias detection and mitigation: Best practices and policies to reduce consumer harms.
- Lee, M. C., Scheepers, H., Lui, A. K., & Ngai, E. W. (2023). The implementation of artificial intelligence in organizations: A systematic literature review. *Information & Management*, 60(5), 103816.
- Li, S. (2024). Optimization of human resources in automated factories based on artificial intelligence in the context of Industry 4.0. *The international Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 1-12. <https://doi.org/10.1007/s00170-024-14241-z>
- Liu, Y., Combs, J. G., Ketchen Jr, D. J., & Ireland, R. D. (2007). The value of human resource management for organizational performance. *Business horizons*, 50(6), 503-511.
- Loebbecke, C., & Picot, A. (2015). Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 24(3), 149-157. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2015.08.00>.
- Martin, K. (2019). Ethical implications and accountability of algorithms. *Journal of business ethics*, 160(4), 835-850.
- McCarthy, J. (2007). *What is artificial intelligence?* Stanford University. <https://www-formal.stanford.edu/jmc/>
- Meenatchi, M. B., & Ramakrishnan, P. R. (2024). Artificial Intelligence of Platforms Talent Management Diversity, Equality, and Inclusion Employee Satisfaction. In *2024 5th International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics (ICDICI)* (pp. 1215-1218). IEEE.
- Michailidis, M. P. (2018). The challenges of AI and blockchain on HR recruiting practices. *Cyprus Review*, 30(2), 169-180.
- Mitchell, S., Potash, E., Barocas, S., D'Amour, A., & Lum, K. (2021). Algorithmic fairness: Choices, assumptions, and definitions. *Annual review of statistics and its application*, 8(1), 141-163.
- Newell, S. (2005). Recruitment and selection. En S. Bach (Ed.), *Managing Human Resources: Personnel Management in Transition*, 4th edition, pp. 115-147. Blackwell Publishing.
- O'Brien, S. (2017). 96% of HR professionals believe AI will enhance talent acquisition. *HR Summit*. <https://hrsummits.co.uk/briefing/96-of-hr-profent-acquisition/>

- Oliveira, T., & Martins, M. F. (2011). Literature review of information technology adoption models at firm level. *Electronic journal of information systems evaluation*, 14(1), pp110-121.
- Puklavec, B., Oliveira, T., & Popovič, A. (2017). Understanding the determinants of business intelligence system adoption stages: An empirical study of SMEs. *Industrial Management & Data Systems*, 118, 00-00. <https://doi.org/10.1108/IMDS-05-2017-0170>
- Ofori, D., & Aryeetey, M. (2011). Recruitment and selection practices in small and medium enterprises: Perspectives from Ghana. *International Journal of Business Administration*, 2(3), 45.
- Paramita, D., Okwir, S., & Nuur, C. (2024). Artificial intelligence in talent acquisition: exploring organisational and operational dimensions. *International Journal of Organizational Analysis*, 32(11), 108-131.
- Pasban, M., & Nojehdeh, S. H. (2016). A Review of the Role of Human Capital in the Organization. *Procedia-social and behavioral sciences*, 230, 249-253.
- Passi, S., & Barocas, S. (2019, January). Problem formulation and fairness. In *Proceedings of the conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 39-48).
- Phillips-Wren, G., Doran, R., & Merrill, K. (2016). Creating a value proposition with a social media strategy for talent acquisition. *Journal of Decision systems*, 25(sup1), 450-462.
- Pillai, R., & Sivathanu, B. (2020). Adoption of artificial intelligence (AI) for talent acquisition in IT/ITeS organizations. *Benchmarking: An International Journal*, 27(9), 2599-2629.
- Psico-smart. (2024). *Casos de éxito: Empresas que han transformado su proceso de reclutamiento gracias a la tecnología*. Recuperado 23 de marzo de 2025, de <https://psico-smart.com/articulos/articulo-casos-de-exito-empresas-que-han-transformado-su-proceso-de-reclutamiento-gracias-a-la-tecnologia-185824>
- Psico-smart. (2024). *Cómo pueden las empresas medir el impacto de la diversidad e inclusión en el ambiente laboral y la productividad de sus empleados?* Recuperado el 27 de marzo de 2025, de <https://vocol.com/es/articulos/articulo-como-pueden-las-empresas-medir-el-impacto-de-la-diversidad-e-inclusion-en-el-ambiente-laboral-y-la-productividad-de-sus-empleados-65204>
- Purcell, K. (2024, noviembre 1). *2023 Applicant Tracking System (ATS) Usage Report: Key Shifts and Strategies for Job Seekers*. Jobscan. <https://www.jobscan.co/blog/fortune-500-use-applicant-tracking-systems/>

- Roppelt, J. S., Schuster, A., Greimel, N. S., Kanbach, D. K., & Sen, K. (2025). Towards effective adoption of artificial intelligence in talent acquisition: A mixed method study. *International Journal of Information Management*, 82, 102870.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson.
- Saeed, K. A., & Abdinnour, S. (2013). Understanding post-adoption IS usage stages: an empirical assessment of self-service information systems. *Information Systems Journal*, 23(3), 219-244.
- Sattu, R., Das, S., & Jena, L. K. (2024). Should I adopt AI during talent acquisition? Evidence from HR professionals of Indian IT organisations. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 11(4), 1005-1022.
- Saenz, M. (2024). *Transformación del reclutamiento: Cinco casos para aplicar la IA y cinco prompts de ayuda*. ORH | Observatorio de Recursos Humanos. <https://www.observatoriorh.com/orh/transformacion-del-reclutamiento-cinco-casos-para-aplicar-la-ia-y-cinco-prompts-de-ayuda.html>
- Sanjuanbenito, B. (2017). *Talento, el factor clave en la revolución digital*. BBVA. <https://www.bbva.com/es/innovacion/talento-factor-clave-la-revolucion-digital/>
- Shakeel, A., & Siddiqui, D. A. (2021). The effect of Technological, Organizational, Environmental, and Task Technology fit on the Adoption and usage of artificial intelligence (AI) for talent acquisition (TA): Evidence from the Pakistani banking sector. *Organizational, Environmental, and Task Technology fit on the Adoption and usage of artificial intelligence (AI) for talent acquisition (TA): Evidence from the Pakistani banking sector*. (October 15, 2021).
- Soleimani, M., Intezari, A., Taskin, N., & Pauleen, D. (2021). *Cognitive biases in developing biased Artificial Intelligence recruitment system*. Hawaii International Conference on System Sciences. <https://doi.org/10.24251/HICSS.2021.620>
- Soleimani, M., Intezari, A., Arrowsmith, J., Pauleen, D. J., & Taskin, N. (2025). Reducing AI bias in recruitment and selection: an integrative grounded approach. *The International Journal of Human Resource Management*, 1-36.
- Souto, V. (2024). *La sinergia entre talento y tecnología*. KPMG Tendencias. <https://www.tendencias.kpmg.es/2024/06/sinergia-talento-tecnologia-imperativo-futuro-empresarial/>
- Sposato, M., Dittmar, E. C., & Vargas Portillo, J. P. (2025). New technologies in HR: bridging efficiency and ethical considerations. *International Journal of Organizational Analysis*.
- Stoilkovska, A., Ilieva, J., & Gjakovski, S. (2015). Equal employment opportunities in the recruitment and selection process of human resources. *UTMS Journal of Economics*, 6(2), 281-292.
- Suleyman, M. (2023). *La ola que viene: Tecnología, poder y el gran dilema del siglo XXI*. Debate.

- Tay, C. E., Ying, C. Y., Yeo, S. F., & Cheah, C. S. (2024). Revolutionizing Recruitment: The Rise of Artificial Intelligence in Talent Acquisition. *PaperASIA*, 40(6b), 191-199.
- Tewari, I., & Pant, M. (2020). Artificial Intelligence Reshaping Human Resource Management: A Review. *2020 IEEE International Conference on Advent Trends in Multidisciplinary Research and Innovation (ICATMRI)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICATMRI51801.2020.9398420>
- Teo, T. S., Ranganathan, C., & Dhaliwal, J. (2006). Key dimensions of inhibitors for the deployment of web-based business-to-business electronic commerce. *IEEE Transactions on engineering Management*, 53(3), 395-411.
- Tilmes, N. (2022). Disability, fairness, and algorithmic bias in AI recruitment. *Ethics and Information Technology*, 24(2), 21.
- Tippins, N., Oswald, F., & McPhail, S. M. (2021). Scientific, legal, and ethical concerns about AI-based personnel selection tools: A call to action. *Personnel Assessment and Decisions*, 7(2). <https://doi.org/10.25035/pad.2021.02.001>
- Van Esch, P., & Black, J. S. (2019). Factors that influence new generation candidates to engage with and complete digital, AI-enabled recruiting. *Business horizons*, 62(6), 729-739.
- Vázquez, A., & Sancho, A. (2023). *Impulsando una cultura de innovación por medio del talento*. El Economista. <https://www.eleconomista.com.mx/capitalhumano/Impulsando-una-cultura-de-innovacion-por-medio-del-talento-20231204-0076.html>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS quarterly*, 425-478.
- Vivek, R. (2023). Enhancing diversity and reducing bias in recruitment through AI: a review of strategies and challenges. *Информатика. Экономика. Управление/Informatics. Economics. Management*, 2(4), 0101-0118.
- Whysall, Z. (2018). Cognitive biases in recruitment, selection, and promotion: The risk of subconscious discrimination. *Hidden inequalities in the workplace: A guide to the current challenges, issues and business solutions*, 215-243.
- Zheng, Y., & Yang, H. (2015). Does familiarity foster innovation? The impact of alliance partner repeatedness on breakthrough innovations. *Journal of Management Studies*, 52(2), 213-230.
- Zhu, K., Dong, S., Xu, S. X., & Kraemer, K. L. (2006). Innovation diffusion in global contexts: determinants of post-adoption digital transformation of European companies. *European journal of information systems*, 15(6), 601-616.
- Zuiderveen Borgesius, F. (2018). Discrimination, artificial intelligence, and algorithmic decision-making. *Council of Europe, Directorate General of Democracy*, 42.

ANEXOS

Anexo I. El cuestionario.

Estimado/a participante:

Esta encuesta forma parte de una investigación sobre el uso de la inteligencia artificial (en adelante, IA) en los procesos de reclutamiento y selección, con el objetivo de analizar su impacto en la diversidad, equidad e inclusión en la contratación.

Su participación consistirá en completar la presente encuesta. No le llevará más de 5-10 minutos. Con su permiso, el investigador almacenará de forma segura las respuestas de la encuesta, siendo los datos utilizados únicamente con fines de investigación. Los resultados del estudio serán publicados, pero la encuesta es completamente anónima y confidencial.

Su participación en este estudio es voluntaria. Si decide no participar o retirarse en cualquier momento, puede hacerlo por cualquier motivo, sin necesidad de dar explicaciones.

¡Muchas gracias por su colaboración!

Preguntas sociodemográficas.

- **Sexo**

- Mujer
- Hombre
- Otro (especificar):

- **Seleccione, por favor, su franja de edad**

- Entre 18 y 20 años
- Entre 21 y 25 años
- Entre 26 y 35 años
- Entre 36 y 45 años
- Entre 46 y 55 años
- > 56 años

- **¿Cuál es su nivel de formación académica?**

- Estudios básicos o profesionalizados
- Estudios universitarios

Estudios de máster o doctorado

- **Cargo**

Directivo

Colaborador

- **Área de trabajo**

Dirección General

Recursos Humanos

Otros (especificar):

- **¿A qué sector pertenece su empresa?**

(Seleccione la opción que mejor describa su actividad principal)

Industria manufacturera

Comercio y distribución

Tecnología y telecomunicaciones

Servicios financieros y seguros

Salud y farmacéutica

Educación y formación

Servicios jurídicos y consultoría

Transporte y logística

Ciencias y biotecnología

Construcción e ingeniería

Automoción

Energía

Otro (especificar):

- **Número de empleados de la empresa en la que trabaja**

Menos de 10

10 –250

Más de 250

- **Del 1 al 10, familiaridad con la IA**

- Conceptualmente
- Técnicamente

Uso de IA en Reclutamiento y Selección.

- **¿Utiliza su empresa herramientas basadas en Inteligencia Artificial (IA) en el proceso de reclutamiento y selección?**

- Sí
- No
- Ns/Nc

- **¿Cómo adquiere su empresa las herramientas de inteligencia artificial para el proceso de reclutamiento y selección?**

- Desarrollamos nuestras propias herramientas internamente
- Utilizamos herramientas de IA de terceros mediante subcontratación o compra de software especializado
- Ns/Nc

- **¿En qué fase/s del proceso de reclutamiento y selección se utiliza la IA?**

(Marque todas las opciones aplicables)

- Identificación de la necesidad de contratación
- Definición del perfil del puesto (habilidades, experiencia, competencias...)
- Elaboración de la descripción del puesto
- Búsqueda de candidatos dentro de la organización
- Publicación de la vacante en portales de empleo, redes sociales, ...
- Atracción de candidatos mediante estrategias de *employer branding*
- Preselección de candidatos: Revisión de curriculums y solicitudes
- Aplicación de filtros iniciales (entrevistas telefónicas, pruebas psicométricas...)
- Entrevistas en profundidad

- Centro de evaluación: Elaboración de informes
- Entrevista final
- Comparación de candidatos finalistas
- Decisión final
- Otra (especificar):

- **¿Qué tipo de herramientas basadas en IA utiliza su empresa durante los procesos de reclutamiento y selección?**

(Marque todas las opciones aplicables)

- Software de predicción de vacantes
- Software para la creación de descripciones de puesto
- Optimización de publicidad dirigida para ofertas de empleo
- Búsqueda de candidatos en múltiples bases de datos CV
- Software de filtrado de CV
- Pruebas psicométricas impulsadas por IA
- Software de evaluación mediante video
- Verificación de antecedentes con IA
- Monitoreo de la marca empleadora
- Chatbot/CRM para la interacción con candidatos
- Programación automática
- Otros (especificar):

- **Qué formación reciben sobre el uso y las limitaciones de los sistemas de IA en la selección de personal?**

Percepción del usuario.

IA para la consecución de los DEI goals.

- En una escala del 1 al 10, desde la implementación de la IA en los procesos de reclutamiento y selección ...

(1 = Totalmente en desacuerdo, 10 = Totalmente de acuerdo)

- *La proporción de mujeres y hombres en la contratación ha variado*
- *La representación de personas de diferentes grupos étnicos ha aumentado*
- *Se han contratado personas con distintos niveles de formación académica*
- *Se ha incrementado la diversidad generacional en las nuevas contrataciones*
- *Candidatos provenientes de distintos niveles socioeconómicos tienen más oportunidades de ser contratados*
- *Las decisiones de contratación se han basado más en habilidades y competencias que en características personales*
- *La igualdad de condiciones en los procesos de reclutamiento y selección se ha fortalecido*
- *Se evalúa a los candidatos con mayor imparcialidad*
- *Se ha garantizado que los candidatos con las mismas capacidades tengan las mismas oportunidades*
- *Se han eliminado barreras que dificultan la contratación de ciertos grupos poblacionales*
- *Se han facilitado entrevistas más inclusivas al reducir barreras de comunicación o accesibilidad*

Sesgos.

- En términos generales, ¿qué tan confiable considera la IA en comparación con la evaluación humana en la selección de candidatos?

(1 = Nada, 10 = Mucho)

- **¿Cree que las herramientas de contratación basadas en IA pueden generar resultados injustos o desfavorecer a ciertos grupos de personas (por ejemplo, por género, edad, raza o estatus socioeconómico)?**

- Sí, en la mayoría de los casos
- Sí, en algunos casos
- No, en ningún caso
- Ns/Nc

- **Si respondió “Sí” en la pregunta anterior, ¿en qué medida le preocupa?**

(1 = Nada, 10 = Mucho)

- **¿Ha notado tendencias en los perfiles de los candidatos que son contratados y/o descartados con mayor frecuencia desde que usan sistemas basados en IA?**

- Sí
- No
- Ns/Nc

- **Si respondió “Sí” en la pregunta anterior, ¿qué tendencias ha identificado?**

- **En su opinión, ¿qué tan probable es que existan sesgos en la IA utilizada por su empresa, pero que no sean percibidos debido a la complejidad o falta de transparencia del algoritmo?**

(1= Nada probable, 10= Muy probable)

- **¿En qué medida considera que es necesario que la explicabilidad del algoritmo sea más clara en el cómo y en el por qué la IA toma sus decisiones o hace sus recomendaciones?**

(1= Nada, 10 = Totalmente)

- **¿Han identificado casos en los que candidatos con experiencia relevante para el puesto hayan sido rechazados por la IA sin una explicación clara?**

- Sí
- No
- Ns/Nc

- **¿Alguna vez ha cuestionado una decisión de IA en un proceso de reclutamiento y selección?**

- Sí
- No
- Ns/Nc

- **Si respondió “Sí” en la pregunta anterior, ¿nos puede indicar en qué situación?**

- **¿Pueden los directores o responsables de RRHH de la empresa modificar o anular las decisiones de la IA en el proceso de reclutamiento y selección?**

- Sí
- No
- Ns/Nc

- **¿Qué procedimientos tienen para revisar y corregir las decisiones tomadas por la IA en caso de que se detecten errores o sesgos?**

Supervisión y mitigación.

- **¿Quién es el responsable de supervisar los sistemas de IA empleados para el proceso de reclutamiento y selección?**

- Equipo interno de RR.HH.
- Un proveedor externo
- No hay un proceso de supervisión definido
- Otro (especificar):

- **¿Con qué frecuencia revisa su empresa la IA utilizada en el proceso de reclutamiento y selección?**

- Semestralmente
- Anualmente
- Bianualmente
- Según sea necesario
- No hay revisiones
- Ns/Nc

- **¿Cuál es el motivo que subyace o el objetivo que persigue su empresa cuando supervisa los sistemas de IA empleados en el proceso de reclutamiento y selección?**

- **¿Ha implementado su empresa alguna estrategia para identificar y, en su caso, mitigar, posibles sesgos en la IA utilizada en los procesos de reclutamiento y selección de personal?**

- Sí
- No
- Ns/Nc

- Si respondió “Sí”, ¿qué medidas ha tomado su empresa?

(Marque todas las que correspondan)

- Auditorías periódicas del algoritmo
- Ajuste de criterios de selección para evitar sesgos
- Evaluaciones manuales complementarias
- Uso de IA explicable y transparente
- Capacitación del equipo de RRHH en sesgos algorítmicos
- Otro (especifique):

- ¿Se ha visto alguna vez la empresa en la necesidad de cambiar los parámetros de la IA tras detectar posibles problemas de equidad?

- Sí
- No
- Ns/Nc

- ¿La empresa proveedora de estas herramientas les ha ofrecido la posibilidad de realizar una auditoría para evaluar posibles sesgos en su funcionamiento?

- Sí
- No
- Ns/Nc

Conclusión.

- Del 1 al 10, y conforme a los resultados de su empresa ¿qué tan sesgada percibe la IA empleada en los procesos de reclutamiento y selección?
- ¿Cuáles son sus mayores preocupaciones sobre el impacto de la IA en la contratación del futuro?
- ¿Hay algún otro comentario que le gustaría compartir sobre el uso de IA en los procesos de reclutamiento y selección de su empresa?

Consentimiento para el uso de datos

Al enviar este formulario Vd. Da su consentimiento a la Universidad Pública de Navarra para que realice un estudio sobre el uso de la IA en las organizaciones. Además, marcando esta casilla, da su consentimiento a la Universidad Pública de Navarra para que, una vez disociados sus datos identificativos de sus respuestas, procese la información que no ha facilitado en esta encuesta para fines académicos y de investigación.

Puede retirar el consentimiento dado cuando lo desee, así como ejercitar todos los derechos en materia de protección de datos que la legislación europea y española reconoce (cancelación, oposición, supresión, acceso, rectificación, etc.) enviando para ello un mensaje de correo a la siguiente dirección: garmendia.132251@e.unavarra.es

Le agradecemos por su tiempo y sus respuestas. Su participación es fundamental para comprender el impacto de la IA en la selección de talento y cómo se pueden mejorar estos procesos en el futuro.

¡Muchas gracias!

Anexo II. Relación del TFG con el Desarrollo Sostenible.

1. ¿Está tu TFG vinculado con el desarrollo sostenible?

Sí.

2. En caso afirmativo ¿Con qué objetivos y metas de desarrollo sostenible está vinculado?

- ODS8: Trabajo decente y crecimiento económico.
- ODS9: Industria, innovación e infraestructura.
- ODS10: Reducción de las desigualdades.

3. ¿De qué manera los resultados de tu trabajo contribuyen al desarrollo sostenible?

Los resultados de este trabajo contribuyen al desarrollo sostenible al evidenciar la importancia de implementar la IA en los procesos de reclutamiento y selección de manera ética, transparente y responsable. En concreto, al identificar los riesgos asociados al sesgo algorítmico y analizar la percepción crítica de los profesionales de recursos humanos, se pone de relieve la necesidad de garantizar que la tecnología no reproduzca ni amplifique desigualdades históricas.

Esto permite avanzar hacia procesos de selección más justos y equitativos, que fomenten la diversidad, la equidad y la inclusión, contribuyendo así al ODS10 (Reducción de las desigualdades). Asimismo, al subrayar la relevancia de la supervisión humana, la explicabilidad de los algoritmos y la formación técnica de los profesionales, el trabajo promueve un modelo de transformación digital que prioriza el respeto por los derechos fundamentales, en línea con el ODS8 (Trabajo decente y crecimiento económico).

Además, al poner en valor la necesidad de combinar eficiencia tecnológica con responsabilidad social, esta investigación impulsa un uso de la innovación que permita optimizar procesos sin comprometer la equidad, lo que se vincula directamente con el ODS9 (Industria, innovación e infraestructura).

En conjunto, los hallazgos de este estudio refuerzan la idea de que el desarrollo tecnológico debe estar orientado al bienestar colectivo, y que solo mediante una integración crítica y consciente de la IA será posible garantizar su aportación real al desarrollo sostenible.

4. ¿Qué indicador/es permitirían evaluar el impacto de tu trabajo en el desarrollo sostenible?

Para evaluar el impacto de esta investigación en el desarrollo sostenible, se podrían considerar varios indicadores directamente vinculados a sus resultados.

En primer lugar, la diversidad en las nuevas contrataciones, medida según variables como género, edad, origen étnico o nivel educativo o situación socioeconómica. Este indicador permitiría valorar si la integración responsable de herramientas de IA en los procesos de reclutamiento y selección contribuye efectivamente a ampliar la representación de colectivos tradicionalmente subrepresentados, en línea con el ODS 10.

En segundo lugar, se podría tener en cuenta la percepción de equidad en los procesos de reclutamiento y selección por parte de los profesionales de recursos humanos. Tal como se ha recogido en esta investigación, indicadores como el nivel de acuerdo con afirmaciones del tipo “la IA permite evaluar con mayor imparcialidad” servirían para medir el impacto subjetivo de la tecnología en términos de justicia y objetividad, contribuyendo al ODS 8.

Otro indicador pertinente sería el grado de implementación de estrategias organizativas para mitigar el sesgo algorítmico. La existencia de auditorías técnicas, supervisión humana activa o formación especializada en sesgos permitiría evaluar hasta qué punto las organizaciones estarían adoptando medidas concretas para integrar la IA de forma ética y sostenible, lo que se relacionaría con el ODS9.

Por último, el nivel de formación técnica y ética en IA entre los profesionales de recursos humanos también podría considerarse un indicador relevante. La proporción de profesionales formados en el funcionamiento, limitaciones y riesgos de estas herramientas incide directamente en su capacidad para aplicar procesos de selección más justos y conscientes.

En conjunto, estos indicadores permitirían valorar, tanto de forma cuantitativa como cualitativa, si los conocimientos generados por esta investigación podrían contribuir a una transformación digital más equitativa, inclusiva y alineada con los principios de desarrollo sostenible.

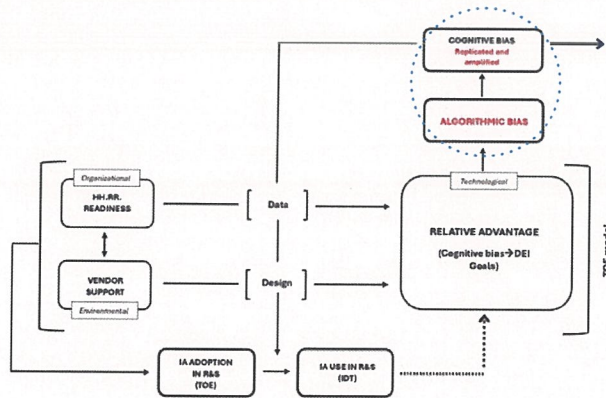
USO DE LA IA EN LOS PROCESOS DE RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN: PERCEPCIONES DE SESGO



MARCO TEÓRICO

IA EN LOS PROCESOS DE RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN

La inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una herramienta estratégica en los procesos de reclutamiento y selección, al ofrecer mejoras sustantivas en eficiencia operativa, reducción de sesgos y alineación con objetivos de diversidad, equidad e inclusión (DEI). No obstante, su creciente presencia no implica una integración automática ni exenta de desafíos. Su adopción efectiva depende de una combinación de factores tecnológicos, organizacionales y ambientales —como el soporte de los proveedores, la preparación del área de recursos humanos y la percepción de una ventaja relativa—, tal como plantea el modelo TOE. Pero incluso cuando estos factores permiten su adopción, el verdadero desafío radica en su aplicación: es en el uso concreto donde se define su impacto (IDT) y donde pueden emerger riesgos significativos. En este punto, surge una tensión clave: al estar entrenados con datos históricos y diseñados por humanos, los algoritmos en los que se basan los sistemas de IA pueden en su implementación, en vez de erradicar, replicar y amplificar los sesgos cognitivos humanos, generando sesgos algorítmicos. Esta paradoja —entre el potencial transformador de la IA y su posible efecto discriminatorio— justifica la necesidad de analizar si se perciben estos sesgos en la práctica, especialmente en contextos donde la equidad en la selección de talento es un objetivo central.



Fuente: Elaboración propia

OBJETIVO

PERCEPCIONES DE SESGO

Examinar si...

Los profesionales de recursos humanos **PERCIBEN SESGOS** en las herramientas de inteligencia artificial utilizadas en los procesos de reclutamiento y selección

y si, de hacerlo, **IMPLEMENTAN MEDIDAS PARA MITIGARLOS.**

METODOLOGÍA

Naturaleza de la investigación

Análisis **EXPLORATORIO** y **DESCRIPTIVO**

No se pretende aportar una descripción exhaustiva ni generalizable, sino más bien identificar patrones generales que pueda servir de base para futuras investigaciones más específicas y profundas

Recogida de datos

ENCUESTA ONLINE

Google Forms

34 preguntas

Abiertas-Cerradas dicotómicas/multicotómicas-Semicerradas de opción múltiple

5 minutos

Participantes

52 PROFESIONALES DE RR.HH.

Tres vías principales de contacto:

- 1 AEDIPE
- 2 CONTACTO POR LINKEDIN
- 3 MUESTREO POR CONVENIENCIA Y POR BOLA DE NIEVE



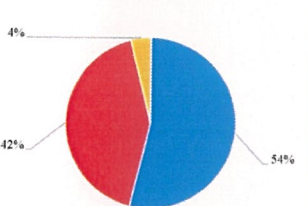
LIMITACIÓN

Muestra reducida y no representativa que ha limitado el análisis inferencial y la generalización de los resultados, recomendándose cautela en la extrapolación de las conclusiones.

RESULTADOS

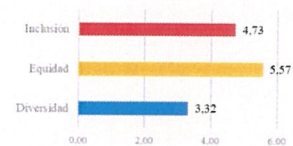
Adopción y Uso

FACTOR 1



Percepciones del usuario

DEI



El impacto de la IA en diversidad, equidad e inclusión se percibe como limitado, si bien los encuestados reconocen cierta mejora en la justicia e imparcialidad del proceso gracias a la IA.

SESGOS

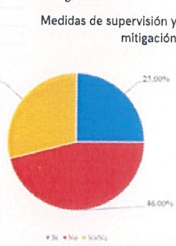


Solo el 25% de quienes usan IA en reclutamiento y selección afirman que su empresa aplica medidas de supervisión y mitigación.

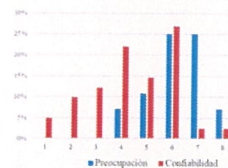
Medidas de supervisión y mitigación

Percepción de sesgo

La distribución de respuestas de los participantes cuyas organizaciones emplean IA en reclutamiento y selección muestra una tendencia clara hacia valores intermedios, lo que refleja una percepción moderada del sesgo. No se identifican de forma generalizada situaciones de discriminación, trato desigual o injusticia asociadas al uso de estas tecnologías.

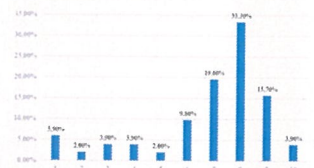


CONCIENCIA CRÍTICA



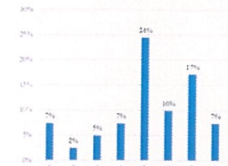
Los resultados reflejan una elevada conciencia crítica hacia la IA, evidenciada por una alta preocupación por sus posibles efectos injustos y una baja confianza en su uso frente a evaluaciones humanas, en un contexto de alta familiaridad conceptual.

FAMILIARIDAD CONCEPTUAL CON LA IA



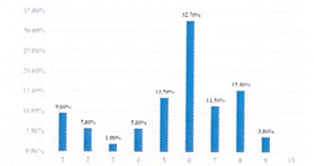
FACTOR 2

Sesgos no detectables por FALTA DE TRANSPARENCIA



Los resultados evidencian una percepción extendida sobre la probabilidad de sesgos algorítmicos no identificables debido a la falta de transparencia, en un contexto donde la familiaridad técnica con la IA se sitúa en niveles intermedios.

FAMILIARIDAD TÉCNICA CON LA IA



CONCLUSIONES

MODERADA PERCEPCIÓN DE SESGOS

Como resultado de tres factores conectados

- 1 **Uso limitado y concentrado en etapas tempranas del proceso**
(Reduce la exposición a los posibles efectos discriminatorios)
- 2 **Falta de transparencia algorítmica**
(El sistema no proporciona información suficiente sobre cómo opera y toma sus decisiones)
- 3 **Familiaridad técnica media**
(El usuario carece del conocimiento necesario para interpretar el funcionamiento de la IA)

ELEVADA CONCIENCIA CRÍTICA

En el contexto de la presente investigación, su origen se vincula principalmente a una familiaridad conceptual elevada, que dota a los profesionales de marcos teóricos y referencias suficientes para anticipar riesgos éticos y cuestionar el uso de estas herramientas, incluso sin haber experimentado directamente sus efectos

FORTALECER LA TRANSPARENCIA DE LOS SISTEMAS Y MEJORAR LA FORMACIÓN TÉCNICA RESULTA FUNDAMENTAL PARA QUE LA PERCEPCIÓN DE SESGOS PUEDA DESARROLLARSE PLENAMENTE Y ALINEARSE CON EL NIVEL DE CONCIENCIA CRÍTICA YA EXISTENTE. SOLO ASÍ SERÁ POSIBLE TRANSFORMAR ESA ACTITUD VIGILANTE EN UNA CAPACIDAD EFECTIVA DE ANÁLISIS Y RESPUESTA ANTE LOS RIESGOS ÉTICOS QUE PLANTEA EL USO DE LA IA.

