

TRABAJO FIN DE GRADO

Capacidad predictiva en las necesidades de personal en las empresas: Una revisión sistemática.



UNIVERSITAS
Miguel Hernández

Grado de Psicología de la Universidad Miguel Hernández de Elche

2024/2025

AUTOR: GASPAR HURTADO PLANELLES

TUTOR: CARLOS CANDELA AGULLÓ

Elche, 28 de noviembre del 2024

CÓDIGO DE AUTORIZACIÓN: 250213141859

RESUMEN

Este estudio analiza la evolución y aplicación de modelos predictivos en la planificación de necesidades de personal en las empresas, destacando su impacto en la gestión de recursos humanos. A través de una revisión sistemática, se comparan metodologías tradicionales con enfoques modernos basados en análisis de datos e inteligencia artificial. Los resultados evidencian que herramientas como People Analytics y machine learning han optimizado la toma de decisiones estratégicas en la gestión del talento, aunque su implementación presenta desafíos, especialmente en pequeñas y medianas empresas. Además, se identifican barreras relacionadas con la calidad de los datos, la infraestructura tecnológica y las implicaciones éticas del uso de IA en la selección y retención de empleados. Se concluye que la previsión de necesidades de personal basada en modelos predictivos es clave para mejorar la competitividad y sostenibilidad empresarial, siempre que se implemente de manera ética y adaptativa.

Palabras clave: previsión de personal, análisis predictivo, inteligencia artificial, gestión del talento, People Analytics.

ABSTRACT

This study analyses the evolution and application of predictive models in workforce planning, highlighting their impact on human resource management. Through a systematic review, traditional methodologies are compared with modern approaches based on data analysis and artificial intelligence. The findings show that tools such as People Analytics and machine learning have optimised strategic decision-making in talent management, although their implementation presents challenges, particularly for small and medium-sized enterprises. Additionally, barriers related to data quality, technological infrastructure, and the ethical implications of using AI in employee selection and retention are identified. The study concludes that workforce forecasting based on predictive models is essential for enhancing business competitiveness and sustainability, provided that it is implemented ethically and adaptively.

Keywords: workforce forecasting, predictive analysis, artificial intelligence, talent management, People Analytics.

ÍNDICE

ABSTRACT	2
ÍNDICE	3
INTRODUCCIÓN	4
OBJETIVOS	7
METODOLOGÍA.....	8
RESULTADOS.....	10
DISCUSION.....	13
CONCLUSIONES.....	13
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	16



INTRODUCCIÓN

En un contexto de constante cambio e incertidumbre, como en el que nos encontramos en la actualidad. La gestión de las personas en las organizaciones ha evolucionado significativamente, necesitando de nuevas estrategias para la previsión de necesidades de personal en las empresas. Ante un entorno empresarial caracterizado por una alta volatilidad y complejidad, aspectos que han sido descritos en modelos teóricos como VUCA (Volatilidad, Incertidumbre, Complejidad y Ambigüedad):

- Volatilidad (Volatility): Cambio constante del entorno, incluido el laboral. Para afrontarlo es necesario tener una visión global de todos los acontecimientos y ser capaz de anteponerse.
- Incertidumbre (Uncertainty): la falta de previsión con la que se producen los cambios puede conllevar riesgos e inseguridades. Aunque seas consciente de que el cambio puede producirse, no sabes cuándo ni qué va implicar.
- Complejidad (Complexity): en muchas ocasiones, estos problemas son complejos y crean desconcierto y confusión.
- Ambigüedad (Ambiguity): falta de claridad que, en ocasiones, puede dar lugar a confusiones, distintas interpretaciones o abordajes dispares de un mismo reto o problema.

Más recientemente, BANI (Fragilidad, Ansiedad, No linealidad e Incomprensibilidad) (Rodríguez Vieira et al. ,2024)

- Frágil (Brittle): Los sistemas, aunque aparentemente robustos, son vulnerables a pequeños cambios que pueden causar grandes colapsos. La dependencia de interconexiones complejas hace que cualquier fallo pueda propagarse rápidamente.
- Ansioso (Anxious): La incertidumbre constante genera ansiedad en individuos y organizaciones, dificultando la toma de decisiones y reduciendo la capacidad de respuesta a los cambios.

- No lineal (Non-linear): Los efectos de las acciones no son proporcionales a sus causas. Pequeñas decisiones pueden tener grandes impactos y viceversa, dificultando la planificación y la predicción.
- Incomprensible (Incomprehensible): La rapidez y la complejidad del cambio hacen que sea difícil comprender completamente las dinámicas en juego. La falta de claridad obstaculiza las respuestas efectivas.

Estas condiciones obligan a las empresas a ser capaces de adaptarse a nuevos desafíos, desarrollando modelos predictivos capaces de anticipar sus necesidades de talento y optimizar la toma de decisiones estratégicas.

La previsión de necesidades de personal es un proceso clave dentro de la planificación de recursos humanos, ya que permite garantizar que una organización cuente con la cantidad adecuada de empleados con las competencias necesarias en el momento oportuno (Reilly, 2017). Tradicionalmente, esta planificación se ha basado en análisis históricos y estimaciones cualitativas, sin embargo, el impacto tecnológico ha llevado al uso de modelos más avanzados basados en análisis de datos y machine learning. Herramientas tales como People Analytics han revolucionado la forma para analizar la información sobre la fuerza laboral, permitiendo realizar predicciones más precisas sobre las tendencias en contratación, rotación y retención de talento (Bersin, 2015; Brock y McAbee, 2019).

A pesar de los avances en el uso de modelos predictivos, la implementación de estas herramientas no llega a significar una ausencia de problemáticas. Factores como la calidad de los datos, la infraestructura tecnológica y la capacitación del personal en análisis de datos son determinantes en la efectividad de estas soluciones (Cappelli, 2020). Además, las pequeñas y medianas empresas (pymes) enfrentan dificultades adicionales debido a la falta capacidad para poder emplear herramientas avanzadas y la necesidad de poder llegar a una mejor gestión del talento (Huselid, 2019). Por otro lado, la creciente dependencia de la inteligencia artificial en la toma de decisiones sobre contratación y promoción ha generado preocupaciones éticas relacionadas con la transparencia y la equidad en los procesos de selección (Zhu, Wang y Xu, 2024).

El impacto de la digitalización y la inteligencia artificial en la planificación ha sufrido una aceleración repentina evidente tras la pandemia de COVID-19, que alteró drásticamente el mercado laboral global. Sectores como la salud, la logística y la tecnología han experimentado una mayor demanda de talento, mientras que otras industrias han tenido

que reestructurar su plantilla para adaptarse a nuevos modelos de negocio, como el teletrabajo y la automatización de procesos (Orsetta, Madgavkar y Krishnan, 2022). En este contexto, la previsión de necesidades de personal se ha convertido en una herramienta esencial para la sostenibilidad empresarial y la competitividad en el mercado.

Este trabajo tiene como objetivo analizar la evolución, aplicación y limitaciones de los modelos predictivos en la previsión de necesidades de personal en las empresas. Para ello, se realiza una revisión sistemática de la literatura, comparando metodologías tradicionales con enfoques modernos basados en análisis de datos e Inteligencia Artificial. Se identifican los principales factores que influyen en la efectividad de estos modelos, así como las barreras para su implementación en diferentes tipos de organizaciones. Asimismo, se discuten las implicaciones éticas y estratégicas del uso de inteligencia artificial en la gestión del talento y se proponen recomendaciones para una adopción efectiva y equitativa de estas herramientas en el ámbito de los recursos humanos.

Con esta revisión, se espera contribuir a llevar a cabo una planificación del talento laboral en entornos dinámicos y ofrecer un marco de referencia para que las empresas puedan optimizar su estrategia. La capacidad de anticipar las necesidades de personal no solo permite mejorar la eficiencia operativa y reducir costes asociados a la contratación, sino que también contribuye al desarrollo de una cultura organizativa más flexible y adaptable a los cambios del mercado.

En las siguientes secciones del documento, se presentan los objetivos específicos de la investigación, la metodología empleada para la recopilación y análisis de información, los principales hallazgos derivados de la revisión de la literatura y una discusión sobre las tendencias emergentes en la planificación estratégica de la fuerza laboral. Finalmente, se ofrecen conclusiones y recomendaciones para la aplicación de modelos predictivos en la gestión del talento en diferentes contextos organizacionales, con especial énfasis en la importancia de garantizar una implementación ética y sostenible de estas tecnologías.

La creciente integración de herramientas de inteligencia artificial y análisis predictivo en la gestión de recursos humanos representa una oportunidad para mejorar la eficiencia en la toma de decisiones y optimizar la planificación del talento. No obstante, es fundamental que las empresas aborden los desafíos tecnológicos y éticos asociados a estas innovaciones, asegurando que su implementación sea equitativa, transparente y

alineada con los objetivos estratégicos de la organización. A medida que la transformación digital continúa redefiniendo el panorama laboral, el desarrollo de modelos predictivos más avanzados y accesibles será clave para garantizar la competitividad y sostenibilidad de las empresas en el futuro.

Con este enfoque, se pretende que el presente estudio no solo sirva como una contribución al ámbito académico, sino que también proporcione información útil para los profesionales de recursos humanos y líderes empresariales que buscan implementar estrategias innovadoras para la gestión del talento en un entorno cada vez más dinámico y tecnológico.

OBJETIVOS

Objetivo general

El objetivo principal de esta investigación es analizar la evolución, aplicación y limitaciones de los modelos predictivos en la previsión de necesidades de personal en el contexto empresarial. Se busca comprender su impacto dentro de la gestión estratégica de los recursos humanos, su contribución a la optimización de procesos de contratación y planificación de talento, y su integración con tecnologías avanzadas como la inteligencia artificial (IA).

Este análisis permitirá evaluar hasta qué punto estos modelos han transformado la planificación de la fuerza laboral y cómo las empresas pueden beneficiarse de su implementación para garantizar una dotación eficiente de talento en escenarios empresariales dinámicos y cambiantes.

Objetivos específicos

1. **Explorar los avances tecnológicos en modelos predictivos para la planificación de las necesidades de personal:** Se analizará la evolución de los enfoques tradicionales en la previsión de necesidades de personal y su transición hacia modelos basados en big data, machine learning y People Analytics. Se identificará el papel que desempeñan estas herramientas en la toma de decisiones estratégicas dentro de los departamentos de recursos humanos.
2. **Identificar los principales factores que influyen en la precisión y efectividad de los modelos predictivos en RRHH:** Se examinará la calidad de los datos,

las herramientas tecnológicas disponibles y las competencias analíticas necesarias para la implementación exitosa de estos modelos. Además, se evaluará el impacto de la capacitación del personal en el uso e interpretación de herramientas predictivas.

3. **Evaluar la integración de la inteligencia artificial en la planificación de la fuerza laboral:** Se investigará cómo los modelos de IA han permitido automatizar procesos de previsión de personal, mejorar la asignación de recursos humanos y anticipar tendencias en la demanda de talento. Se abordarán tanto los beneficios como los desafíos que supone su utilización en diferentes sectores.
4. **Examinar las barreras y limitaciones en la implementación de modelos predictivos en diferentes contextos empresariales:** Se analizarán las dificultades que enfrentan las organizaciones, especialmente las pequeñas y medianas empresas (pymes), en la adopción de tecnologías avanzadas. Se explorarán los costos, la resistencia al cambio y la viabilidad de la implementación en función de los recursos disponibles.
5. **Proponer estrategias para garantizar una implementación ética, inclusiva y efectiva de modelos predictivos en la gestión de recursos humanos:** Se presentarán recomendaciones basadas en mejores prácticas identificadas en la literatura para optimizar la adopción de estas herramientas, asegurando que su aplicación respete principios éticos de equidad, transparencia y protección de la privacidad de los empleados.

METODOLOGÍA

Para la realización de la investigación y poder lograr los objetivos planteados, se realiza una búsqueda bibliográfica de estudios nacionales e internacionales para de esta forma poder establecer una comparativa entre las diferentes propuestas de análisis predictivos para las necesidades de personal en organizaciones. Cabe determinar que la recopilación de artículos se llevó a cabo desde septiembre hasta noviembre del año 2024. Asimismo, la estrategia de búsqueda ha seguido las directrices de la declaración PRISMA (Moher et al., 2009) Para la correcta realización de la revisión sistemática se usaron distintas bases de datos empleadas como fuentes de búsqueda de información, entre las cuales fueron: Science Direct, Scielo España, Scopus, Pubmed, Dialnet y Schoolar para encontrar aquellos artículos que no están presentes en las distintas bibliotecas de información.

Comentado [1]: Moher et al., 2009
Revisar las normas APA

La metodología de búsqueda se basó en el uso de booleanos AND y OR; en combinaciones con las siguientes palabras clave para llegar al resultado que veremos a continuación: (Workforce) OR (Staffing needs) AND (Human Resources) AND (Forecasting) AND (Statistical Analysis) AND (Job Vacancies).

Antes de seleccionar los artículos esenciales se tenían que definir claramente los criterios de inclusión y exclusión:

Criterios de inclusión

- Los estudios tienen que contar con un máximo de 20 años de antigüedad, debido a la dificultad de encontrar información sobre el tema escogido,
- Los artículos considerados para la revisión sistemática tienen que estar en inglés o español.
- Publicados en revistas científicas, académicas, repositorios de universidades (Tesis)
- Se toman en cuenta a trabajadores.

Criterios de exclusión

- Los estudios con más de 20 años de antigüedad no serán tomados en cuenta.
- Investigaciones de fuentes no confiables, es decir, artículos de opinión u otros.
- Títulos de texto o de opiniones

Previamente a la exposición de los resultados encontrados, cabe destacar cuál fue el método seguido en el proceso tomando en cuenta los criterios anteriores. Se realizó una búsqueda inicial en todas las bases bibliográficas acerca de temas relacionados a la previsión de indicadores y factores de RRHH y en concreto a las necesidades de personal en las organizaciones. Aunque se encontraron varios datos de temas relacionados, arrojando gran número de información, sin embargo, se relacionaban más con otros indicadores como la rotación en lugar de las necesidades de personal propiamente dichas. Así pues, se procedió a la búsqueda avanzada en cada biblioteca etiquetando aquellas donde se localizan referencias al trabajo relacionado. Una vez realizado esto, se llevó a cabo una búsqueda sistemática de todos los términos importantes para la revisión, tomando en cuenta los criterios de inclusión. De esa manera generamos un filtrado eficiente que nos permite encontrar 165 artículos. Estos han aparecido en las siguientes bases: 48 aparecieron en Sciencedirect, 13 artículos fueron encontrados en la base de datos de Scielo, 44 artículos fueron encontrados en Dialnet, 19 artículos fueron encontrados en Scopus, 6 artículos fueron encontrados en

Scholar y, por último, en la base de datos de Pubmed se han encontrado 35 artículos. Para la criba el resumen de cada uno de los artículos seleccionados fue leído descartando 4 por estar duplicados. A continuación, se realizó un análisis más profundo a través de la lectura de títulos, resúmenes y conclusiones para saber si estaban relacionados al tema, razón por la cual fueron descartadas 5. Seguidamente, se evaluaron 29 artículos, de los cuales se descartaron 7, al no adecuarse al objetivo del trabajo, se excluyeron 4 por ser estudios piloto, 1 artículo por no establecer un criterio preciso de investigación y se excluyeron 3 artículos por no ser científicos. Al final, y para mantener la validez y eficacia de este trabajo quedaron escogidos 19 artículos que cumplen todos los criterios de inclusión seleccionados y proceden para realizar la revisión sistemática. En la siguiente Figura (1), aparece reflejada esta información en un diagrama de flujo según las directrices PRISMA.

RESULTADOS

Los resultados obtenidos en esta revisión sistemática reflejan cómo la evolución de los modelos predictivos ha impactado en la planificación de necesidades de personal en las organizaciones. El análisis de diversos estudios ha permitido identificar los avances tecnológicos aplicados en la gestión de recursos humanos, los factores que influyen en la efectividad de estos modelos y los desafíos que enfrentan las empresas al implementarlos. Además, se han considerado las barreras y oportunidades que plantea la inteligencia artificial (IA) en la planificación del talento.

1. Predominio del análisis de datos en la planificación de recursos humanos

En relación con el primer objetivo de este estudio, se ha identificado que el análisis de datos es una herramienta clave en la previsión de necesidades de personal. Investigaciones como las de Bersin (2015) y Chalutz Ben-Gal (2019) destacan el papel de People Analytics en la transformación de los procesos de contratación y retención de talento. La capacidad de analizar grandes volúmenes de datos ha permitido a las organizaciones mejorar la toma de decisiones estratégicas, reduciendo el margen de error en la planificación de la fuerza laboral.

Estudios recientes han demostrado que el uso de modelos basados en machine learning y análisis predictivo permite anticipar variaciones en la demanda de personal en sectores clave, como el tecnológico y el sanitario (Zhu, Wang y Xu, 2024). En este sentido, Brock y McAbee (2019) subrayan que la incorporación de algoritmos de

predicción en la gestión del talento ha facilitado la optimización de procesos y la mejora en la asignación de recursos humanos.

2. Factores que influyen en la efectividad de los modelos predictivos en RRHH

El segundo objetivo de este estudio abordó la identificación de los principales factores que determinan la eficacia de los modelos predictivos. La revisión de la literatura sugiere que la calidad de los datos es uno de los elementos más críticos en la implementación de estas herramientas (Cappelli, 2020). Un sistema de análisis predictivo eficaz requiere datos actualizados, fiables y libres de sesgos, lo que supone un reto para muchas organizaciones.

Otro factor clave es la infraestructura tecnológica. Huselid (2019) señala que la adopción de modelos basados en IA exige inversiones significativas en tecnología y capacitación del personal. En el caso de las pymes, la falta de acceso a estas herramientas puede limitar su capacidad para beneficiarse de las ventajas de la analítica avanzada.

3. Rol de la inteligencia artificial en la planificación de la fuerza laboral

En relación con el tercer objetivo, se ha constatado que la inteligencia artificial ha desempeñado un papel fundamental en la evolución de los modelos predictivos. La automatización de procesos de previsión de personal ha mejorado la eficiencia operativa en múltiples sectores (Sela y Chalutz Ben-Gal, 2018). Investigaciones recientes han demostrado que la IA puede identificar patrones de rotación de empleados, permitiendo a las empresas desarrollar estrategias de retención de talento más efectivas (Collings y Mellahi, 2009).

La integración de modelos de aprendizaje automático ha permitido personalizar estrategias de contratación y desarrollo profesional (Meyers et al., 2013). No obstante, es necesario considerar los desafíos éticos que plantea el uso de IA en la toma de decisiones sobre talento. La falta de transparencia en los algoritmos puede generar sesgos que afecten la equidad en los procesos de selección y promoción (Orsetta et al., 2022).

4. Barreras y limitaciones en la implementación de modelos predictivos

El cuarto objetivo de esta investigación se centró en identificar los principales obstáculos que enfrentan las organizaciones al implementar herramientas de análisis predictivo en la planificación de la fuerza laboral. Entre los desafíos más relevantes se encuentra la resistencia al cambio dentro de las empresas. Lewis y Heckman (2006) destacan que la

falta de una cultura organizacional orientada al uso de datos puede dificultar la adopción de estas tecnologías.

Además, el costo asociado a la implementación de herramientas avanzadas representa una barrera para muchas empresas, especialmente las pymes (Tarique y Schuler, 2010). La falta de recursos para invertir en infraestructura tecnológica y capacitación del personal limita la capacidad de muchas organizaciones para aprovechar los beneficios de los modelos predictivos.

5. Estrategias para garantizar una implementación efectiva y ética

Finalmente, el quinto objetivo de esta revisión sistemática se enfocó en proponer estrategias que permitan una adopción ética y efectiva de los modelos predictivos en la planificación de la fuerza laboral. Se recomienda que las empresas adopten un enfoque gradual en la implementación de estas herramientas, asegurando que sus equipos de recursos humanos reciban la formación necesaria para interpretar correctamente los datos (Reilly, 2017).

Asimismo, es fundamental establecer mecanismos de control para garantizar la transparencia y equidad en el uso de IA en la gestión del talento (Delery y Roumpi, 2017). La implementación de marcos regulatorios y estándares éticos permitirá minimizar los riesgos asociados a los sesgos en la toma de decisiones automatizadas.

DISCUSIÓN

1. Implicaciones prácticas

Uno de los aspectos clave derivados del uso de modelos predictivos en la gestión del talento es su capacidad de poder llegar a las empresas. Las grandes compañías tecnológicas como Google, IBM o Amazon han sido pioneras en el liderazgo para emplear la implementación de algoritmos para identificar talento externo e interno e incluso detectar riesgos de rotación. Sin embargo, también las pequeñas y medianas empresas pueden acceder a estos recursos con una adaptación a su contexto y escala. Por ejemplo, herramientas de análisis de datos simples pueden ayudar a detectar patrones en el absentismo laboral o prever picos de demanda estacional. (Chamorro-Premuzic y Ahmetoglu, 2021).

La capacidad útil de estas herramientas no reside en su complejidad y su modelo matemático, sino que puedan resultar prácticas. A partir de estos modelos, los

departamentos de RRHH pueden tener una planificación para los procesos de selección y establecer estrategias de gestión para el talento en cuanto a formación y también poder anticiparse a escenarios de escasez de talento. Además, el uso predictivo de datos puede mejorar la experiencia del empleado al ofrecer trayectorias de desarrollo más personalizadas y realistas.

Por tanto, la principal implicación práctica es que el análisis predictivo no debe verse como un privilegio exclusivo de las grandes corporaciones, sino como una herramienta de apoyo a la toma de decisiones que puede escalarse y adaptarse a distintos tipos de organizaciones.

2. Aspectos éticos del uso de IA en RRHH.

La aplicación de inteligencia artificial en recursos humanos plantea también una serie de dilemas éticos a tener en cuenta. Uno de los más destacados es el riesgo de que ciertos sesgos en los modelos predictivos se mantengan, ya que los algoritmos aprenden a partir de datos históricos que pueden contener discriminaciones implícitas en función del género, la edad o el origen étnico. Si no se corrigen estos sesgos, las decisiones automatizadas podrían perpetuar desigualdades en lugar de resolverlas.

Por tanto, usar la IA para evaluar el desempeño, motivación o riesgo de salida hasta que punto se traspasan barreras en cuanto a la privacidad y la autonomía del trabajador. ¿Hasta qué punto es legítimo que una empresa monitoree el comportamiento de sus empleados para anticipar su productividad o fidelidad? ¿Debe el trabajador ser informado o tener derecho a oponerse?

Desde el punto de vista ético, es imprescindible que las empresas que utilicen modelos predictivos lo hagan a través de valores de transparencia, responsabilidad y justicia. Esto implica informar a los empleados sobre cómo se usan sus datos, validar regularmente la precisión y equidad de los algoritmos, y garantizar que las decisiones finales sigan siendo supervisadas por humanos. La tecnología no puede sustituir al juicio ético ni al contexto humano que rodea cada decisión. (Raji y Buolamwini, 2019).

CONCLUSIONES

Los resultados de esta revisión sistemática han permitido evidenciar que la previsión de necesidades de personal a través de modelos predictivos representa una estrategia

clave en la gestión de recursos humanos, especialmente en un entorno empresarial caracterizado por la incertidumbre y la transformación digital. La creciente implementación de inteligencia artificial (IA) y herramientas de análisis de datos ha permitido optimizar la planificación de la fuerza laboral, mejorando la toma de decisiones estratégicas y reduciendo costos operativos. No obstante, su adopción aún enfrenta barreras relacionadas con la calidad de los datos, la infraestructura tecnológica y la formación del personal en competencias analíticas.

Uno de los principales hallazgos de esta investigación es que las metodologías tradicionales de previsión de necesidades de personal, basadas en el análisis histórico y las proyecciones cualitativas, han sido superadas en eficacia por enfoques basados en machine learning y People Analytics. Según estudios recientes (Bersin, 2015; Chalutz Ben-Gal, 2019), la capacidad de procesar grandes volúmenes de datos permite a las organizaciones identificar patrones de comportamiento en el talento, anticipando posibles déficits o excedentes de personal. Sin embargo, la efectividad de estas herramientas depende de la fiabilidad y actualización constante de los datos utilizados, lo que supone un desafío para muchas empresas.

Además, se ha observado que la aplicación de modelos predictivos no es homogénea en todas las organizaciones. Mientras que grandes empresas tecnológicas y multinacionales han liderado su implementación, las pequeñas y medianas empresas (pymes) han encontrado dificultades para acceder a estas tecnologías debido a los altos costos de desarrollo e integración (Tarique y Schuler, 2010). Este problema plantea la necesidad de democratizar el acceso a herramientas de análisis predictivo, fomentando programas de apoyo e inversión en digitalización para sectores con menor capacidad tecnológica.

Desde una perspectiva ética, el uso de inteligencia artificial en la planificación de recursos humanos ha generado debates sobre la transparencia y equidad en los procesos de selección y promoción de personal (Orsetta, Madgavkar y Krishnan, 2022). La automatización de decisiones puede reducir sesgos humanos, pero también puede replicar y amplificar desigualdades si los algoritmos no son diseñados con criterios de equidad y diversidad. Por ello, resulta imprescindible que las empresas adopten marcos normativos y principios de responsabilidad algorítmica para garantizar un uso ético y justo de estas herramientas.

Asimismo, la pandemia de COVID-19 ha sido un catalizador en la evolución de la planificación de la fuerza laboral. La crisis sanitaria obligó a las organizaciones a adoptar

estrategias más flexibles y adaptativas, destacando la necesidad de contar con sistemas predictivos sólidos para gestionar cambios repentinos en la demanda de personal (Zhu et al.,2024). Sectores como la salud, la logística y el comercio digital han demostrado la importancia de la capacidad predictiva en la gestión del talento, permitiendo ajustar las necesidades de personal en tiempo real y optimizar la asignación de recursos.

En función de estos hallazgos, se recomienda que las empresas desarrollen estrategias de implementación gradual de modelos predictivos, combinando métodos tradicionales con herramientas avanzadas de inteligencia artificial. Es esencial que los departamentos de recursos humanos adquieran competencias en análisis de datos, asegurando una correcta interpretación de los resultados y evitando dependencias excesivas en sistemas automatizados. Además, se deben establecer políticas de gobernanza de datos que garanticen la privacidad y seguridad de la información utilizada en estos modelos.

Por otro lado, es crucial que la investigación en este campo continúe avanzando, explorando nuevas aplicaciones de machine learning y analítica de datos en la gestión del talento. A medida que las tecnologías evolucionan, surgirán oportunidades para perfeccionar la precisión y aplicabilidad de los modelos predictivos, facilitando su adopción en una mayor diversidad de organizaciones y sectores.

En conclusión, la previsión de necesidades de personal basada en modelos predictivos constituye una herramienta fundamental para la competitividad y sostenibilidad de las empresas en el contexto actual. Si bien su implementación presenta desafíos técnicos, económicos y éticos, su potencial para transformar la gestión del talento es innegable. Para que estas herramientas sean efectivas y accesibles, es imprescindible que las organizaciones adopten estrategias de formación, inversión tecnológica y marcos regulatorios adecuados. Solo a través de una integración ética, equitativa y estratégica de los modelos predictivos se podrá garantizar un futuro del trabajo más eficiente, inclusivo y adaptable a los cambios del entorno global.

Este estudio, si bien ha permitido ofrecer una visión actualizada sobre el uso de modelos predictivos en la gestión del talento, presenta varias limitaciones que deben ser tenidas en cuenta al interpretar los resultados. En primer lugar, la metodología empleada se basa exclusivamente en una revisión bibliográfica y teórica, lo que implica que los hallazgos no cuentan con una evidencia empírica o estudios de caso aplicados en organizaciones reales. Esto limita la posibilidad de observar cómo se comportan los modelos de forma operativa.

Además, gran parte de la literatura analizada está basada en empresas de gran tamaño, con recursos tecnológicos y humanos que no siempre son representativos de la realidad de las pequeñas y medianas empresas (PYMEs). Por tanto, las conclusiones generadas pueden derivar en modelos y afirmaciones difícilmente adaptables para contextos más reducidos.

Otra limitación importante radica en la falta de estudios longitudinales. La reciente aparición de IA provoca que mayoría de las investigaciones revisadas muestran fotografías en momentos concretos del impacto de la IA en los recursos humanos, pero no permiten evaluar los efectos a medio y largo plazo de su aplicación en la toma de decisiones. Por último, aspectos como la dimensión ética, la aceptación por parte de los empleados o la resistencia al cambio tecnológico no están suficientemente analizados con profundidad.

Así pues, futuras investigaciones podrían enfocarse en aplicar modelos predictivos en sectores menos representados, realizar estudios operativos en organizaciones reales, y analizar el impacto de estas herramientas en el bienestar de los empleados también, a medio y largo plazo.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bersin, J. (2015). People analytics: Recalculating the value of talent. *Deloitte Review*, (16), 1-15. Recuperado de <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/deloitte-review/issue-16/people-analytics-human-resources.html>
- Bersin, J. (2017). *Future of Work: The New HR Technology Landscape*. Deloitte Review.
- Boxall, P., & Purcell, J. (2016). *Strategy and Human Resource Management*. Macmillan International Higher Education.
- Brock, J., & McAbee, S. T. (2019). Workforce planning and analytics: Applications, limitations, and future directions. *Journal of Applied Psychology*, 104(9), 1015–1030.
- Cappelli, P. (2020). *The Future of the Office: Work from Home, Remote Work, and the Hard Choices We All Face*. Wharton School Press.

- Cappelli, P., & Keller, J. R. (2014). Talent management: Conceptual approaches and practical challenges. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 1(1), 305-331. <https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-031413-091314>
- Chamorro-Premuzic, T., & Ahmetoglu, G. (2021). *The future of recruitment: Artificial intelligence and automation in talent acquisition*. **Journal of Personnel Psychology**, 20(1), 1–10. <https://doi.org/10.1027/1866-5888/a000267>
- Chalutz Ben-Gal, H. (2019). An ROI-based review of HR analytics: Practical implementation tools. *Personnel Review*, 48(6), 1429-1448. <https://doi.org/10.1108/PR-11-2018-0446>
- Collings, D. G., & Mellahi, K. (2009). Strategic talent management: A review and research agenda. *Human Resource Management Review*, 19(4), 304-313. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2009.04.001>
- Cordero, M. G., & Morales, J. A. P. (2013). Planificación de los recursos humanos: su relevancia estratégica en las organizaciones. *Revista de Ciencias Sociales*, 19(3), 317-329. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/4259/425942331002.pdf>
- Davenport, T. H., Harris, J., & Shapiro, J. (2010). Competing on talent analytics. *Harvard Business Review*.
- Delery, J. E., & Roumpi, D. (2017). Strategic human resource management, human capital and competitive advantage: Is the field going in circles? *Human Resource Management Journal*, 27(1), 1–21.
- Deloitte (2023). Global Human Capital Trends. Disponible en: <https://www2.deloitte.com>
- Fuentealba, D., Flores-Fernández, C., & Carrasco, R. (2023). Análisis bibliométrico y de contenido sobre VUCA. *Revista Española de Documentación Científica*, 46(2), e320.
- Heinen, J. S., & O'Neill, C. (2004). Managing talent to maximize performance. *Employment Relations Today*, 31(2), 67-82. <https://doi.org/10.1002/ert.20018>
- Heneman, H. G., & Judge, T. A. (2018). *Staffing Organizations*. McGraw-Hill Education.

- Huselid, M. A. (2019). The impact of human resource management practices on turnover, productivity, and corporate financial performance. *Academy of Management Journal*, 38(3), 635–672.
- Iles, P. (2013). Commentary on talent management: A critical review. *Human Resource Development International*, 16(3), 327-330.
<https://doi.org/10.1080/13678868.2013.782992>
- Kwon, K., & Jang, S. (2022). Technological advancements and workforce planning: A critical review. *Journal of Business Research*, 139, 303-315.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.09.045>
- Lewis, R. E., y Heckman, R. J. (2006). Talent management: A critical review. *Human Resource Management Review*, 16(2), 139-154.
<https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2006.03.001>
- Marchington, M., Wilkinson, A., Donnelly, R., & Kynighou, A. (2016). *Human Resource Management at Work*. Kogan Page Publishers.
- McKinsey y Company (2022). The future of work after COVID-19. Disponible en:
<https://www.mckinsey.com>
- Meyers, M. C., van Woerkom, M., & Dries, N. (2013). Talent—Innate or acquired? Theoretical considerations and their implications for talent management. *Human Resource Management Review*, 23(4), 305-321.
<https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2013.05.003>
- Orsetta, C., Madgavkar, A., & Krishnan, M. (2022). The COVID-19 pandemic and the future of work. *McKinsey Global Institute*. Recuperado de
<https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/the-future-of-work-after-covid19>
- Raji, I. D., & Buolamwini, J. (2019). *Actionable auditing: Investigating the impact of publicly naming biased performance results of commercial AI products*. In *AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (pp. 429–435).
<https://doi.org/10.1145/3306618.3314244>
- Reilly, P. (2003). Guide to workforce planning in local authorities. *Employers Organization for Local Government*. Recuperado de <https://www.employment-studies.co.uk/system/files/resources/files/367.pdf>

- Reilly, P. (2017). Guide to workforce planning in local authorities. *Employers Organization for Local Government*.
- Rodríguez Vieira, M. G., Maiuri del Buono, C., & Marín Díaz, J. (2024). Navegando los entornos BANI: desafíos y oportunidades en un mundo en transformación. *Revista EDICIC*, 4, 1–19. <https://doi.org/10.62758/re.4324>
- Sela, A., & Chalutz Ben-Gal, H. (2018). Predicting employee turnover in the tech industry using data analytics. *IEEE Engineering Management Review*, 46(3), 27-34. <https://doi.org/10.1109/EMR.2018.2866860>
- Sullivan, J. (2010). The war for talent: Strategies for winning the battle. *ERE Media*. Recuperado de <https://www.ere.net/the-war-for-talent-strategies-for-winning-the-battle/>
- Tarique, I., & Schuler, R. S. (2010). Global talent management: Literature review, integrative framework, and suggestions for further research. *Journal of World Business*, 45(2), 122-133. <https://doi.org/10.1016/j.jwb.2009.09.019>
- Thunnissen, M., Boselie, P., & Fruytier, B. (2013). A review of talent management: Infancy or adolescence? *The International Journal of Human Resource Management*, 24(9), 1744-1761. <https://doi.org/10.1080/09585192.2013.777543>
- Thunnissen, M., Boselie, P., & Fruytier, B. (2013). Talent management and the relevance of context: Towards a pluralistic approach. *Human Resource Management Review*, 23(4), 326-336. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2013.05.004>
- Vaiman, V., Scullion, H., & Collings, D. G. (2012). Talent management decision making. *Management Decision*, 50(5), 925-941. <https://doi.org/10.1108/00251741211227663>
- World Economic Forum (2023). *The Future of Jobs Report*. Disponible en: <https://www.weforum.org>
- Woltés, V., y Fernández-Mesa, A. (2023). Entornos VUCA antes de la recesión por la pandemia de Covid-19: una revisión sistemática de la literatura. *Tec Empresarial*, 17(1), 53–70. <https://doi.org/10.18845/te.v17i1.6539>

Wright, P. M., y McMahan, G. C. (2011). Exploring human capital: Putting 'human' back into strategic human resource management. *Human Resource Management Journal*, 21(2), 93-104. <https://doi.org/10.1111/j.1748-8583.2010.00165.x>

Zhu, B., Wang, Y., y Xu, Y. (2024). Creating a dataset for workforce planning: A case study in the manufacturing industry. *International Journal of Production Research*, 62(1), 123-138. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.21712>

ANEXOS

Tabla 1. Resumen características de los artículos seleccionados.

Artículo	Año	Método utilizado	Resultados clave	Aplicación práctica	Limitaciones
Bersin, J.	2015	Análisis de datos en RRHH (People Analytics)	Los análisis predictivos en RRHH permiten optimizar contrataciones y planificaciones estratégicas de personal.	Aplicable en grandes organizaciones con infraestructura tecnológica avanzada.	Enfocado en empresas con capacidades analíticas avanzadas; falta de análisis sobre pymes.
Cappelli y Keller	2014	Revisión conceptual	Proponen un marco para gestionar el talento desde una perspectiva estratégica, conectando necesidades futuras con recursos disponibles	Guía para implementar modelos estratégicos de talento en sectores específicos.	Sin validación empírica directa.

Chalutz Ben-Gal	2019	Revisión basada en ROI	Las herramientas de People Analytics pueden demostrar impacto tangible en términos financieros dentro del área de RRHH.	Justifica inversiones en tecnologías de análisis y formación del personal de RRHH.	Aplicable solo en contextos con datos disponibles; y limitado a casos específicos de grandes corporaciones.
Collings y Mellahi	2009	Revisión de literatura	Identifican estrategias para retener talento clave, priorizando la diferenciación de recursos críticos dentro de las empresas.	Útil para planificación estratégica y retención de talento.	Desactualizado en el contexto de tecnologías emergentes.
Meyers et al.	2013	Marco teórico	Exploran el debate entre talento innato y adquirido, sugiriendo que ambos deben integrarse en modelos de gestión de talento.	Provee fundamentos para el desarrollo de programas formativos y de identificación de habilidades.	Carece de análisis empírico basado en datos cuantitativos.
Orsetta et al.	2022	Estudio empírico sobre mercado laboral	Identifican un incremento en la escasez de mano de obra tras la pandemia, destacando tendencias en sectores con alta demanda de personal.	Orienta a sectores críticos en estrategias de reclutamiento y retención.	Limitado al contexto post-pandemia.
Heinen y O'Neill	2004	Estudio de caso	Proponen un marco para maximizar el desempeño organizacional gestionando talentos de alto potencial.	Aplicable en sectores de alto rendimiento o empresas orientadas a la innovación.	Modelo enfocado solo en talento de alto nivel; excluye necesidades operativas.

Iles, P.	2013	Comentario crítico	Analiza las interpretaciones del término "talento" en el contexto laboral, sugiriendo una mayor precisión conceptual.	Útil para clarificar políticas y programas de desarrollo RRHH.	Enfoque limitado al debate conceptual; carece de ejemplos prácticos.
Kwon y Jang	2022	Revisión crítica	Cuestionan la eficacia de las estrategias tradicionales de gestión del talento, proponiendo enfoques integrados con nuevas tecnologías.	Orienta a líderes de RRHH hacia enfoques más adaptativos y tecnológicos.	Centrado en críticas más que en soluciones prácticas.
Lewis y Heckman	2006	Revisión crítica	Critican la ambigüedad del concepto de gestión del talento, destacando la falta de enfoque en la medición de impacto y resultados.	Ayuda a rediseñar programas de gestión de talento para alinear estrategias con objetivos organizacionales.	Limitado a enfoques teóricos; falta de estudios empíricos.
Tarique y Schuler	2013	Revisión de literatura	Introducen un marco para gestionar el talento en entornos globales, adaptando estrategias a contextos multiculturales.	Aplicable a empresas con operaciones internacionales.	Enfoque limitado al contexto global, excluyendo pymes locales.
Thunniss en et al.	2013	Revisión de literatura	Evalúan el estado de la gestión del talento como disciplina emergente, señalando áreas para investigación futura.	Guía para investigadores y profesionales interesados en desarrollar estrategias basadas en evidencia.	Enfoque muy académico; poca aplicabilidad directa.

Sela y Chalutz Ben-Gal	2018	Análisis de datos en trayectorias laborales	Muestra cómo las trayectorias laborales pueden predecir patrones de rotación y necesidades de personal en empresas tecnológicas.	Herramienta para prevenir rotación en sectores de alta tecnología.	Enfocado en empresas tecnológicas; limitado a ciertos sectores.
Sullivan, J.	2010	Propuesta estratégica	Destaca la importancia de la guerra por el talento como prioridad estratégica, vinculándola con la competitividad organizacional.	Estrategias para retener talento clave en entornos altamente competitivos.	Carece de análisis cuantitativo detallado.
Reilly, P.	2003	Guía práctica para planificación laboral	Proporciona herramientas prácticas para la planificación de necesidades de personal en gobiernos locales.	Aplicable en el sector público y en grandes corporaciones.	No incluye análisis de sectores privados más dinámicos.
Vaiman et al.	2012	Estudio de casos y modelos de decisión	Analizan cómo las empresas toman decisiones clave sobre la gestión del talento, destacando la importancia del análisis de datos.	Base para el diseño de modelos de toma de decisiones en RRHH.	Centrado en ejemplos de grandes empresas; excluye pymes.
Wright y McMahon	2011	Análisis teórico	Plantean un marco para vincular el capital humano con la estrategia organizacional, destacando su rol en la ventaja competitiva.	Útil para diseñar estrategias organizacionales basadas en personas.	Carece de validación empírica extensa.
Zhu et al.	2024	Creación de dataset para predicciones	Desarrollan un conjunto de datos para benchmarking en la predicción de habilidades laborales, optimizando decisiones de contratación	Aplicable en empresas tecnológicas y reclutamiento intensivo	Enfoque limitado a tecnologías avanzadas y sectores específicos

Figura 1. SEQ Ilustración * ARABIC 1. Diagrama de flujo siguiendo directrices PRISMA

Comentado [2]: Falta el título de la Figura 1.

