instituto
de ingeniería
del conocimiento

20
23

Nº
03



Revista de Casos de Estudio en HR Analytics

Journal of HR Analytics Case Studies

ISSN: 2792-3770 Instituto de Ingeniería del Conocimiento

La Revista de Casos de Estudio en HR Analytics
Journal of HR Analytics Case Studies

La Revista de Casos de Estudio en HR Analytics nace con la misión de facilitar el intercambio de conocimiento especializado entre profesionales y académicos en el ámbito de la **analítica de Recursos Humanos**, con el objetivo de mejorar la efectividad de las organizaciones. La entidad responsable de esta revista es la **Asociación para el Desarrollo de la Ingeniería del Conocimiento** (ADIC), siendo esta publicación on-line editada por el **Instituto de Ingeniería del Conocimiento** (IIC) con una periodicidad de un número anual.



Objetivo

La revista tiene como **objetivo** principal ser un vehículo para la reflexión y la difusión de las **buenas prácticas, últimos avances ylíneas de investigación** en el ámbito de la analítica aplicada para la toma de decisiones sobre la gestión del capital humano en las organizaciones.

La revista tiene un **carácter científico** y una **vocación divulgativa**, por ello propone artículos fundamentalmente de **carácter aplicado**. Con ellos se pretende que los profesionales de las organizaciones accedan a un conocimiento relevante acerca de cómo otras organizaciones desarrollan HRA. Y, también, acercar a los académicos el conocimiento respecto de cómo se desarrolla HRA en la práctica.



Alcance

El **enfoque de la Revista**, que pretende ser **multidisciplinar**, da cabida (entre otros) a manuscritos que: reflejen **casos prácticos** de aplicación del HRA en las organizaciones; que analicen, comparen y relacionen la utilidad de diferentes **técnicas y/o herramientas** para el abordaje de diferentes objetivos analíticos; que planteen y valoren la efectividad de diferentes **metodologías de trabajo** para el desarrollo de proyectos HRA; que ayuden a entender el **mapa de ruta** por el que transitar desde los niveles básicos del HRA hasta los niveles de excelencia; y que en general ayuden a entender cómo **mejorar la efectividad organizacional** a partir de la analítica de datos referidos a la fuerza de trabajo.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

La revista está editada por el Instituto de Ingeniería del Conocimiento y tiene los siguientes órganos de gobernanza.

Editor

David Aguado.
Instituto de Ingeniería del Conocimiento.

Editores Asociados

Jesús de Miguel.
Centro de Investigación para la Efectividad Organizacional, Universidad Autónoma de Madrid.

Antonio Delgado.
Universidad Autónoma de Madrid.

María Jesús Belizón.
Universidad Pontificia de Comillas.

Beatriz Lucía.
Instituto de Ingeniería del Conocimiento.

Delia Majarín.
Accenture.

Sergio Raja.
Zurich Seguros.

Diseño y Maquetación

Andrés Muñoz Bachiller.
Instituto de Ingeniería del Conocimiento.

Comité Editorial

Magdalena Nogueira.
Universidad Autónoma de Madrid.

Francisco Abad.
Universidad Autónoma de Madrid.

Carmen García.
Universidad Autónoma de Madrid.

José Manuel de Haro.
Universidad de Alicante.

William Ferrando Durán.
Universidad Javeriana.

Carolina Zúñiga.
Universidad Politécnica Salesiana del Ecuador.

José Carlos Andrés.
Viewnext.

Eduardo Páez.
Data4all.

Pablo Haya.
Instituto de Ingeniería del Conocimiento.

Álvaro Barbero.
Instituto de Ingeniería del Conocimiento.

Sonia Rodríguez.
Instituto de Ingeniería del Conocimiento.

Maite Sáez.
Observatorio de Recursos Humanos y Relaciones Laborales.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Página

00. Técnicas, Predicciones y Adopción del HRA: Introducción al Número 3 de la Revista de Casos de Estudio en HR Analytics. — 04
00. Techniques, Predictions, and Adoption of HRA: Introduction to Issue 3 of the Journal of HR Analytics Case Studies.

01. Lograr innovar utilizando ONA: Localizando la red de expertos en una compañía multinacional. — 10
01. Achieving innovation using ONA: Locating the network of experts in a multinational company.

02. Explorando los factores clave del desempeño en una multinacional del sector químico. — 26
02. Exploring performance-driving variables: a case study in a chemical multinational.

03. Nuestras Relaciones Importan: Explo-rando el Efecto de la Red de Interaccio-nes de los Equipos de Trabajo en su Desempeño. — 53
03. Relationships Matter: Exploring the Network's Effect in the Performance of Teamworks.

04. Explicando la rotación voluntaria mediante modelos analíticos: el caso de una empresa de seguros española. — 70
04. Explaining voluntary turnover through analytical models: the case of a Spanish insurance company.

05. Relación entre la confianza, las buenas prácticas de RRHH y la actitud hacia HR Analytics. — 104
05. The Relationship Between Trust, Best HR Practices, and Attitude Toward HR Analytics.

06. Mirando la Rotación voluntaria desde HR: una visión integrada de la práctica analítica. — 116
06. Looking at Voluntary Turnover from HR: An Integrated View of Analytical Practice.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.00

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.00 Técnicas, Predicciones y Adopción del HRA: Introducción al Número 3 de la Revista de Casos de Estudio en HR Analytics

Techniques, Predictions, and Adoption of HRA: Introduction to Issue 3 of the Journal of HR Analytics Case Studies

David Aguado
Instituto de Ingeniería del Conocimiento
Correo electrónico:
david.aguado@iic.uam.es
Linkedin:
https://publons.com/researwcher/2594443/david-aguado

María Jesús Belizón
University Pontificia de Comillas-ICADE
Correo electrónico:
mjbelizon@comillas.edu
Link:
https://publons.com/researcher/1208454/maria-jesusbelizon-cebada

Sergio Raja
Zurich Insurance
Correo electrónico:
sergio.rajacorreas@zurich.com
Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/sergio-raja-64608aab/

Jesús María de Miguel Calvo
Centro de Investigación para la Efectividad Organizacional de la UAM
Correo electrónico:
jesus.demiguel@uam.es
Link:
https://publons.com/researcher/2807103/jesus-de-miguel

Beatriz Lucía
Instituto de Ingeniería del Conocimiento
Correo electrónico:
beatriz.lucia@iic.uam.es
Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/beatrizlucia

Delia Majarín
Accenture
Correo electrónico:
delia.majarin@accenture.com
Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/deliamajarin/

Antonio Delgado
Universidad Autónoma de Madrid
Correo electrónico:
antonio.delgado@uam.es
Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/antoniodelgadocalvo/

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave
Práctica Profesional, Recursos Humanos, HR analytics

Resumen

En este breve texto se realiza una introducción al tercer número de la Revista de Casos de Estudio en HR Analytics. La revista, editada por el Insitituo de Ingeniería del Conocimiento pretende ser punto de encuentro entre profesionales y académicos vinculados a la práctica profesional de HR Analytics.

Keywords
Professional Practice, Human Resource, HR Analytics

Abstract

In this brief text, an introduction is provided to the third issue of the Journal of HR Analytics Case Studies. The journal, edited by the Instituto de Ingeniería del Conocimiento, aims to be a meeting point for professionals and academics linked to the professional practice of HR Analytics.

© ADIC-IIC

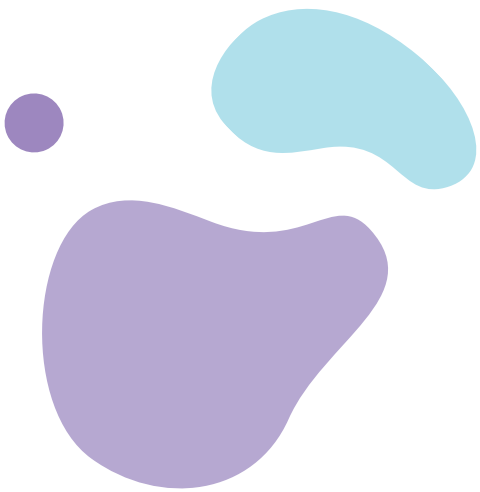
ISSN: 2792-3770

1. Introducción

En el panorama empresarial actual, la analítica de recursos humanos se ha convertido en un factor crítico para el desarrollo de la estrategia organizacional. A medida que las organizaciones evolucionan y se enfrentan a desafíos cada vez más complejos, la toma de decisiones basada en datos se ha convertido en un imperativo. En este contexto, desde la publicación de nuestro último número de la revista de Casos de Estudio en HR Analytics, el panorama socio-laboral ha visto emerger las aplicaciones de la IA generativa que, sin duda, han incidido en las enormes posibilidades que tanto social como laboralmente nos proporciona esta nueva forma de acercarnos a los problemas. Este tsunami tecnológico ayuda a que el HRA se consolide como una disciplina esencial para las empresas que buscan maximizar el valor de su capital humano y optimizar sus operaciones.

Por otro lado, cada vez más profesionales del ámbito de los recursos humanos adquieren una capacitación analítica básica que, en gran medida, cambia su forma de abordar la toma de decisiones sobre la gestión del talento de las organizaciones. Esta capacitación es sin duda, una de las calves fundamentales para que las organizaciones desarrollen su estrategia apoyándose en la evidencia que la analítica de recursos humanos puede aportar. Este tercer número de la revista de Casos de Estudio en HR Analytics es un buen ejemplo de cómo el professional de recursos humanos comienza a adentrarse en un modo de hacer y pensar analítico.

A continuación presentamos un breve resumen de lo que el lector podrá encontrar en este tercer número de la revista.



2. Artículos en este número

En este nuevo número de la revista el lector podrá encontrar artículos en los que se trabaja sobre tres aspectos fundamentales que pueden ayudar al profesional de recursos humanos a introducirse en el campo de la analítica de recursos humanos y a desplegar con eficacia proyectos de HR Analytics: (a) el Análisis de Redes Organizacionales y Sociales como una de las técnicas “estrella” en el campo HRA; (b) la predicción de dos criterios fundamentales como son el desempeño y la rotación no deseada; y (c) los elementos facilitadores de la adopción del HRA como una capacidad organizacional.

2.1. Organizational Network Analysis (ONA)

Dos artículos exploran el potencial del ONA en el análisis de las redes de innovación organizacional (Sánchez, 2023) y en el desempeño de los equipos de trabajo (Alandi, 2023). En el primero de ellos se utiliza ONA para identificar a los expertos en compras en una empresa española a global. Se analiza la red de expertos en veintiún tecnologías o procesos distintos. Y, como resultado, se generan para la organización listas de expertos por categoría y representaciones gráficas de las redes. Con esta información el departamento de compras de la organización identifica las fortalezas, riesgos y debilidades en su área. En el segundo de ellos, la autora aplica ONA para analizar las características individuales de los miembros de equipos de trabajo en cuanto a su posicionamiento en la red de comunicación que forman los equipos. Los resultados parecen confirmar el papel moderador que las medidas de red (Grado, Centralización e Intermediación) tienen en la relación que existe entre las competencias de los miembros de los equipos de trabajo y su desempeño profesional. El estudio pone además en valor la mutua influencia entre dos aspectos relevantes de la gestión del talento actual: el análisis de redes y el análisis competencial. Ello con el objetivo de explicar la efectividad de los equipos de trabajo.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

2.2. La predicción de los outcomes individuales

Tres artículos del número abordan la cuestión fundamental para los profesionales de recursos humanos relativa a la predicción del comportamiento individual. En gran medida, la gestión eficiente de la fuerza de trabajo descansa en la capacidad de los profesionales de recursos humanos para predecir qué ocurrirá en el futuro con comportamientos clave de los trabajadores. Entre estos comportamientos clave, sin duda, la rotación y el desempeño profesional tienen una importancia destacada. En el primer artículo en este campo, Sanz (2023) examinó los factores que influyen en el desempeño de los empleados utilizando datos de una empresa química multinacional en España. El análisis involucró un conjunto de 18 variables organizacionales, que incluyeron aspectos poco convencionales como el teletrabajo y la distancia desde el hogar al lugar de trabajo. Mediante el uso de Python y técnicas estadísticas que abarcaron desde análisis descriptivos hasta regresión lineal y modelado de bosques aleatorios, el estudio reveló hallazgos significativos sobre cómo estas variables afectan el desempeño de los empleados. Además, subraya la importancia de emplear modelos de aprendizaje automático más avanzados, especialmente en casos donde las variables tienen una variabilidad limitada. Los resultados ofrecen ideas valiosas tanto para la organización como para los profesionales de recursos humanos, además de señalar posibles direcciones de investigación futura en este ámbito. En el segundo de ellos Lorenzo (2023) trabaja sobre la predicción y explicación de la rotación voluntaria. Es evidente que entender las razones detrás de la rotación se ha vuelto esencial para retener el talento y garantizar el éxito sostenible de las organizaciones a largo plazo. En este estudio, se examinan las salidas de empleados en una empresa de seguros española durante los años 2021 y 2022 con el propósito de analizar y descubrir los elementos que impactan en la tasa de rotación. Para llevar a cabo esto, se emplearon dos técnicas estadísticas diferentes para crear modelos predictivos y evaluar su eficacia en la predicción de la rotación voluntaria. Finalmente, Rodríguez y Lucía (2023) presentan en su trabajo una completa secuencia de acción para desarrollar de manera efectiva el HRA aplicado al problema de la rotación voluntaria.

2.3. La adopción del HRA

Sin duda, uno de los elementos que marcarán la diferencia entre unas organizaciones y otras a la hora de aprovechar las ventajas proporcionadas por el HRA es la capacidad de estas para adoptar esta innovación de manera sostenible y convertirla así en una capacidad organizacional. En su artículo, Raya (2023) explora el grado en el que las actitudes de los empleados hacia el HRA están influidas por la confianza general que tienen los empleados hacia la organización y por la valoración que realizan respecto de las diferentes prácticas de recursos humanos. Los resultados del autor muestran como existe una correlación positiva entre una actitud favorable hacia el HRA y la confianza en la organización. Sin embargo, las prácticas de recursos humanos no parecen tener una influencia directa sobre la actitud hacia el HRA si no una influencia indirecta moderando la relación existente entre confianza en la organización y actitud hacia el HRA: cuanto mejor son valoradas las prácticas de recursos humanos más intensa es esta relación.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3. Conclusiones

Los artículos presentados en este tercer número de la Revista de Casos de Estudio en HR Analytics ayudan a que el profesional de recursos humanos se acerque a algunos de los tópicos fundamentales que están desarrollando las organizaciones a través del HRA. Desde una mirada a una de las técnicas de moda: el ONA, hasta algunas claves para facilitar la adopción del HRA como capacidad organizacional, pasando por la predicción de dos de los criterios fundamentales en la gestión organizacional: la rotación y el desempeño individual.

4. Referencias bibliográficas

- Sánchez, M. (2023). Lograr innovar utilizando ONA: Localizando la red de expertos en una compañía multina-cional [Achieving innovation using ONA: Locating the network of experts in a multinational Company]. Journal of HR Analytics Case Studies, 3, 10-25.
- Sanz, L., (2023). Exploring performance-driving variables: a case study in a chemical multinational firm. Journal of HR Analytics Case Studies, 3, 26-52.
- Alandi, N. (2023), Nuestras Relaciones Importan: Explorando el Efecto de la Red de Interacciones de los Equipos de Trabajo en su Desempeño [Relationships Matter: Exploring the Network's Effect in the Performance of Teamworks]. Journal of HR Analytics Case Studies, 3, 53-69.
- Lorenzo M.A., (2023). Explicando la rotación voluntaria mediante modelos analíticos: el caso de una empresa de seguros española [Explaining voluntary turnover through analytical models: the case of a Spanish insu-rance company]. Journal of HR Analytics Case Studies, 3, 70-103.
- Raya, A., (2023). Relación entre la confianza, las buenas prácticas de RRHH RELACIÓN y la actitud hacia HR Analytics [The Relationship Between Trust, Best HR Practices, and Attitude Toward HR Analytics]. Journal of HR Analytics Case Studies, 3, 104-115.
- Rodríguez, S. and Lucía, B. (2023). Mirando la Rotación voluntaria desde HR: una visión integrada de la prácti-ca analítica [Looking at Voluntary Turnover from HR: An Integrated View of Analytical Practice]. Journal of HR Analytics Case Studies, 3, 116-127.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.01

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.01

Lograr innovar utilizando ONA: Localizando la red de expertos en una compañía multinacional.

Achieving innovation using ONA: Locating the network of experts in a multinational company.

Miguel Sánchez Gómez
Gestamp

Correo electrónico:
miguel.sanchez.gmz@gmail.com

Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/miguel-s%C3%A1nchez-g%C3%B3mez-111ab818a/

Received: 7 may 2023
Received in revised form: 31 july 2023
Accepted: 7 september 2023
Available on-line: 29 november 2023

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave
Análisis de Redes Organizacionales, ONA, HR Analytics, Metodología HRA, Data Mining, Gephi.

Resumen

En este trabajo se aplica el Análisis de Redes Organizacionales (Organizational Network Analysis, ONA) para la localización y análisis pormenorizado de los expertos del área de compras en una multinacional española. Se realiza el análisis a escala global de la compañía, discriminando la Red de Expertos para veintiún tecnologías o procesos distintos. El estudio ha permitido obtener una lista con los expertos para cada categoría estudiada, así como una representación gráfica de cada una de las redes, permitiendo al departamento de compras, de quien era la necesidad de negocio, encontrar las fortalezas, riesgos y debilidades del grupo en su área.

Keywords
Organizational Network Analysis, ONA, HR Analytics, HRA Methodology, Data Mining, Gephi

Abstract

This paper applies Organizational Network Analysis (ONA) to locate and analyse in detail the experts in the pur-chasing department of a Spanish multinational company. The analysis is conducted globally, distinguishing the Expert Network for twenty-one different technologies or processes. The study has enabled the compilation of a list of experts for each category studied, as well as a graphical representation of each network. This allows the pur-chasing department, who had the business need, to identify strengths, risks, and weaknesses of the group within their area.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

1. Introducción

En buena manera, el éxito de una organización está fuertemente ligado a las personas que la forman y a la manera de estas de trabajar conjuntamente, es decir, de las relaciones que se establecen permitiéndoles intercambiar información y conocimiento, generar confianza e influirse mutuamente (Balkundi, 2006) (Haya, 2019). Así bien, cómo se establecen las relaciones internas de las empresas determina cómo es la efectividad de la colaboración. De estas relaciones depende la difusión de nuevas ideas y el acceso a recursos e información necesarias. De este modo, como están configuradas las relaciones profesionales intra-organizativas repercute directamente en la función y el éxito de la empresa, aumentando la eficiencia de los equipos (Haya, 2019) (Tenkasi, 2003).

En un contexto empresarial cada vez más competitivo, donde lograr mantener en el largo plazo empleados con talento es crucial para las compañías, contar con la gente correcta en el momento oportuno se traduce en ventaja competitiva (Deloitte, 2016). Por ello, con los departamentos de talento subrayando la importancia de identificar y gestionar el talento, ser capaces de analizar y diagnosticar las relaciones entre los empleados dentro de la compañía puede ser un elemento clave para garantizar el buen estado de las mismas, la innovación y el aprovechamiento del talento con el que se cuenta.

En esta línea, la innovación en productos y servicios es considerada como la estrategia principal de crecimiento para los CEOs de compañías a nivel global (PwC, 2014). Sin embargo, lograr innovar es complicado, ya que requiere que múltiples funciones de una compañía (I+D, marketing, las cadenas de suministro, finanzas, ventas, etc.) trabajen de forma conjunta para idear, desarrollar y comercializar nuevos productos y servicios (Tenkasi, 2003) (García, 2015). Así bien, las organizaciones han ido evolucionando desde jerarquías fuertemente establecidas hacia estructuras más planas e interrelacionadas, donde complejas redes de colaboración se mantienen y comunican entre sí (Schein, 2013). El éxito en la innovación se ha fundamentado en estas nuevas estructuras organizacionales, favorecedoras de las redes de interacción social (Balkundi, 2006) (Garcia, 2013). Es a través de las conexiones sociales que existen dentro de las organizaciones dónde se crean las nuevas ideas y dónde se desarrollan en productos, que eventualmente se llevan al mercado (García, 2015).

Desde el estudio del desarrollo organizacional, la conceptualización de las organizaciones como sistemas ha ido adquiriendo importancia, así como se ha puesto el foco en las dinámicas humanas. Esto encaja particularmente bien con la utilización de los análisis de redes organizacionales (ONA; Organizational Network Analysis) como herramientas de diagnóstico de las redes de relaciones dentro de las compañías (García, 2015). Esto se vuelve especialmente interesante a la hora de desarrollar todo tipo de planes en las organizaciones, como, por ejemplo, para impulsar la innovación, o, en casos como la excepcional pandemia de la Covid-19, conocer cómo ha afectado la rápida adopción del teletrabajo a la comunicación en la organización o al bienestar de los empleados (Longqi Yang, 2022).

En este contexto, en nuestra organización aplicamos ONA con el objetivo de mejorar los procesos de innovación. El caso de estudio que describimos nace ante una necesidad concreta de negocio: localizar a los expertos en ciertas tecnologías y procesos de la compañía. Así bien, para comprender la necesidad es oportuno entender la naturaleza de la empresa. Esta organización es una multinacional especializada en el diseño, desarrollo y manufacturación de componentes metálicos, sirviendo a otras compañías de los productos derivados del metal que demandan. Esta compañía, tiene presencia en más de 20 países, contando con más de una centena de plantas productivas alrededor del globo, además de numerosos centros de investigación y desarrollo.

La compañía se encuentra en un proceso de transformación organizacional y digitalización, siendo una de las iniciativas más importantes del grupo en la actualidad. Bajo el paraguas de esta iniciativa, el departamento corporativo de compras inicia un proyecto para lograr crear un pool de expertos en los distintos procesos y tecnologías del grupo. La creación de este pool de talento pretende incentivar la colaboración entre expertos con independencia de la localización geográfica en la que se encuentra, la cual limita en gran medida la interacción y comunicación entre ellos, generando redes de expertos y colaboración aisladas entre sí. Este pool de talento facilitaría la transmisión de conocimiento, creando un contexto apropiado para que la innovación tenga lugar en aquellas áreas críticas para el negocio de la compañía. Sin embargo, para poder crear el pool, es imprescindible localizar las personas que se pueden considerar expertos, y en función de la tecnología o proceso en el que tengan dicha expertise.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

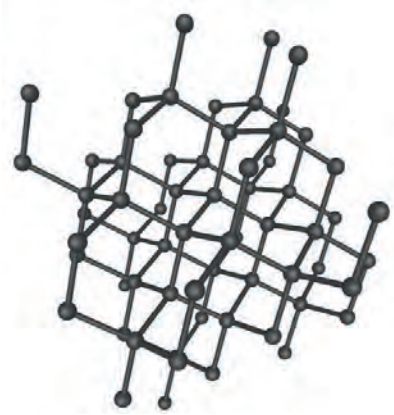
El departamento corporativo de compras transmite la necesidad de localizar estos expertos al departamento corporativo de talento, quien acude al director del área corporativa de analítica y sistemas de recursos humanos. El director del área comunica al departamento de HR Analytics esta necesidad, quienes proponen la posibilidad de realizar un Análisis de Redes Organizacionales para localizar la red de expertos. Se producen entonces reuniones entre todos los departamentos implicados, donde se gesta el proyecto. Finalmente, se acuerda lanzar una encuesta para recoger los datos necesarios para realizar el ONA, que dará como resultado una visualización de las distintas redes de expertos y una lista de las personas más referenciadas en función de cada tecnología/proceso. Este output permitirá localizar a los expertos y detectar debilidades, fortalezas y riesgos, dando respuesta a la necesidad inicial.

Se ha mencionado que se espera localizar los expertos para cada tecnología o proceso de interés. El nivel de detalle es ambicioso, puesto que la lista se conforma por hasta 21 categorías. Además, estas categorías también dependerán de la unidad de negocio a la que pertenezca el empleado. Por lo que el nivel de segmentación es de hasta 42 listas o redes de expertos particulares.

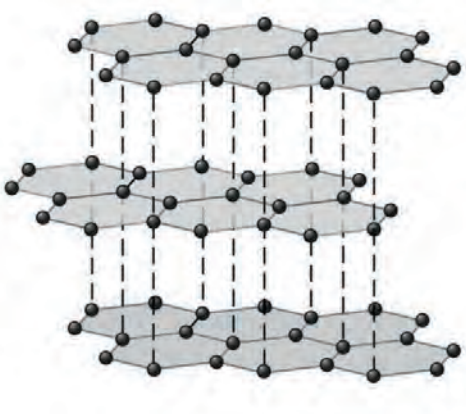
2. Fundamentación Teórica: el análisis de redes organizacionales

2.1. ¿Qué son las Redes Organizacionales?

Las redes sociales, más allá de la acepción que reciben los servicios de redes sociales online (Instagram, Twitter, etc.), son las relaciones y acciones que unen a dos o más personas. Cuando estas relaciones sociales se establecen entre los empleados de una organización, se denomina red organizacional (Haya, 2019). La analogía más recurrente para comprender las redes organizacionales y su importancia es la composición del grafito y del diamante. El grafito es un material común, blando y opaco, mientras que el diamante es todo lo contrario, difícil de encontrar, muy duro y translúcido. Lo curioso es que ambos están formados por el mismo elemento, el carbono, por lo que la explicación a sus diferentes propiedades la encontramos en la disposición de sus átomos de carbono. Es decir, en las conexiones entre sus átomos. En el grafito las conexiones se dan en forma de capas que fácilmente se desprenden, mientras que en el diamante se dan en todas direcciones, creando vínculos especialmente fuertes. Del mismo modo, las conexiones entre los empleados importan mucho en las organizaciones (García, 2015). Cómo se relacionen los empleados entre sí influye fuertemente en los resultados de las compañías.



Estructura Diamante

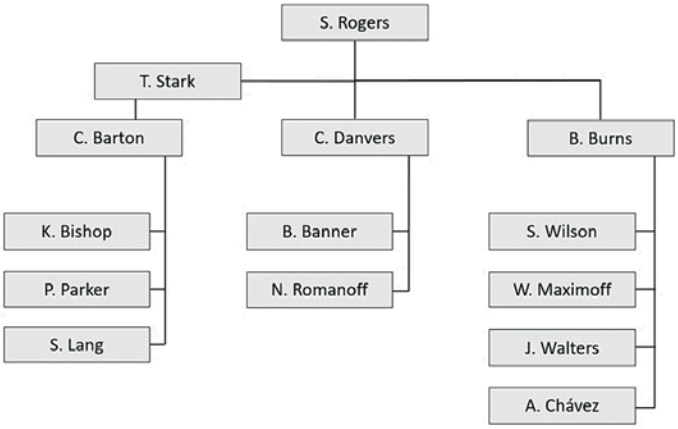


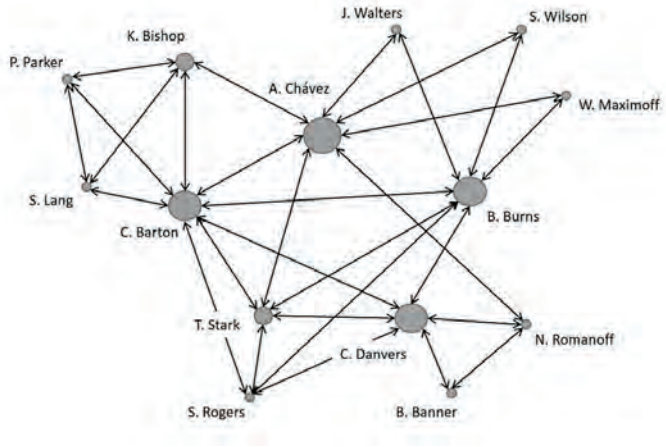
Estructura Gafito

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Las redes sociales, y la subcategoría de estas, las redes organizacionales, están formadas por nodos. Estos nodos representan comúnmente personas, o grupos de personas, las cuales están interconectadas por enlaces. El enlace señala la relación que existe entre las personas, pudiendo representar aquel tipo de relación que se quiera investigar (flujo de comunicación, colaboración, conocimiento, etc.) (Haya, 2019). La forma más habitual de representar los empleados de una organización es el organigrama, el cual representa la estructura formal de la empresa. En este tipo de red, las interacciones que se dan entre empleados son previstas por la empresa, las funciones están acotadas y existe estabilidad temporal. Es decir, se representan las redes formales de la organización.





2.2. ¿Cómo se Analiza una Red Organizacional?

El análisis de redes organizacionales (ONA) es una tipología de análisis de red social (SNA) que estudia las redes sociales de una organización. Como se ha visto, el ONA se utiliza para estudiar las relaciones entre los empleados de una organización. Estas relaciones pueden ser de colaboración, comunicación o apoyo, y en función de cual se estudie, se conformar redes de colaboración, intermediación o expertos.

El ONA permite estudiar estas redes en tres niveles de análisis, a nivel estructural, de grupo e individual. El nivel estructural permite observar la estructura general de la organización. En este nivel se puede observar si la red organizacional facilita o imposibilita aspectos tan relevantes como la innovación, permite ver la densidad de la red, las áreas aisladas o si la red está segmentada en grupos. Al nivel de grupo se pueden observar las relaciones entre estos, es decir, si existen grupos desconectados de otros, si existen grupos de colaboración emergentes (con lo que no se contaba a priori) o la endogamia de los mismos. Finalmente, a nivel individual se pueden identificar ciertas posiciones claves y métricas importantes. En cuanto a las posiciones clave, las tres principales son los "influencers" (empleados que permiten los procesos de transformación organizacional e innovación), los "brokers" (empleados que ocupan posiciones estratégicas en el flujo de información de la organización) y los expertos (empleados reconocidos como expertos por otros compañeros a quienes se recurre en busca de ayuda). En cuanto a las métricas, se pueden obtener de los tres niveles anteriores, aunque las que se recogen aquí se van a agrupar en aquellas relevantes a nivel individual y aquellas que lo son a nivel organizacional.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

A nivel individual, algunas de las más relevantes son:

Degree centrality	*Número de conexiones directas que tiene un empleado. Indica cómo de común es que ese empleado reciba aquello que fluye por la red.*
Betweenness centrality	*Número de veces que las conexiones deben pasar por un mismo nodo para estar conectadas. Grado en el que un empelado es bróker de las conexiones indirectas entre otros empleados de la red.*
Eigenvector centrality	*Variante del grado de centralidad que indica la conexión con otros nodos altos en centralidad. Un empleado conectado con empleados bien conectados tendrá una puntuación alta.*
Expertise grade	*Similar al anterior, pero con respecto al expertise de las conexiones cercanas.*
**High betweenness centrality, low degree centrality*	*Este caso representa un empleado con pocas conexiones, pero si saliese, dada su importancia como bróker, grupos de la red se desconectarían.*

Tabla 1. Métricas nivel individual

A nivel organizacional:

Diversity knowledge and resources	*Distribución de cómo se comparten los distintos conocimientos y recursos. Mide el grado en el que el conocimiento es conocido equitativamente y los recursos igualmente accesibles.*
Social density	*Densidad de la red. El ratio de número de vértices (conexiones) vs el máximo número de vértices posibles.*
Communication Speed / Shortest Path	*Camino medio más corto entre nodos. Indica cómo de rápido se llega de un punto a otro de la red.*
Network centralization	*Está basado en el grado de centralidad total para cada nodo. Indica asimetría en la distribución de las conexiones, el grado en el que las conexiones están centralizadas alrededor de un solo nodo o grupo.*
Risk Heat-map	*Mapa que identifica aquellas áreas de la organización sujetas a riesgos ante la salida de empleados clave.*

Tabla 2. Métricas nivel organizacional

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Regresando sobre los tres tipos de redes organizacionales que se pueden estudiar, vistos los niveles de análisis y las métricas, se pueden definir del siguiente modo:

- Redes de colaboración: Indican como la información se transmite. Son especialmente útiles para amplificar un mensaje o transformación cultura. Su figura clave es el influencer. Métricas: Densidad, grado de centralidad o camino más corto.
- Redes de intermediación: Indican como está conectada la organización entre sí. Permite identificar áreas aisladas de la organización o en riesgo. Su figura clave es el bróker. Métricas: Densidad, centralidad intermedia o camino más corto.
- Redes de expertos: Indica qué empleados o equipos se identifican como expertos a la hora de buscar ayuda o colaboración por otros empleados. Su figura clave es el experto. Métricas: Densidad, eigenvector, grado de experto o mapa de calor/riesgo.

Finalmente, es apropiado destacar los principales beneficios del ONA, que de forma resumida serían: la mejora de la gestión del conocimiento, la optimización de la gestión de los grupos de trabajo, la detección del talento oculto y la detección de posiciones de influencia.

2.3. Mejorando la Capacidad de Innovar Mediante el Uso de ONA

La innovación es un fenómeno estrechamente relacionado con las redes sociales de colaboración (Rogers, 1995), lo cual hace que una de las principales aplicaciones del ONA en el entorno empresarial sea en la innovación. La innovación trata de la integración de las distintas partes de información para lograr un nuevo insight. Así pues, la mayoría de las innovaciones rompedoras provienen de la combinación de conocimientos, llevando una idea de un campo a otro (Dodgson, 2006). Para que la innovación sea posible es necesario la aparición de ambos de sus componentes principales: la creatividad, que genera la nueva idea, y la ejecución, que es capaz de llevarla al mercado (Dyer, 2009). La estructura de la red organizativa tiene un impacto importante en la habilidad de una empresa en crear y ejecutar nuevas ideas (Garcia, 2013).

Existen distintos tipos de redes organizativas en función de cómo se conectan entre sí los empleados dentro y fuera de los departamentos y áreas a los que pertenecen. Las dos principales redes organizativas tienden a potenciar o bien la creatividad o bien la ejecución. Aquellas que optimizan la creatividad suelen presentar individuos de un área conectados con otras áreas, pero de una forma no muy estrecha entre sí. Por ejemplo, en la figura 3a, se puede observar que el departamento de Ventas está estructurado formando una red que potencia la creatividad. En este departamento, al estar bien conectados con otras áreas es más probable que tengan acceso a nueva información y otros puntos de vistas, que les permita formular nuevas ideas. Sin embargo, si el empleado que conecta el departamento causara baja, se perderían todas las conexiones. Este es el ejemplo de una red fuertemente dependiente de un "bróker" (García, 2015).

Por otro lado, aquellas redes que optimizan la ejecución tienden a estar formados por individuos con perspectivas muy similares, que están estrechamente conectados unos con otros. Es el ejemplo de la figura 3b, en este caso el departamento de ventas apenas tiene conexiones fuera de su área, pero está muy conectado entre sí. En este tipo de casos, los empleados del departamento acostumbran a compartir ciertas terminologías, estar más alineados con los objetivos que se persiguen, conocen mejor el trabajo y expertise del resto de compañeros, y tienen un mayor grado de confianza (Garcia, 2007). No obstante, estas características que los hace óptimos en la ejecución les hace también menos proclives a generar nuevas ideas e innovar.

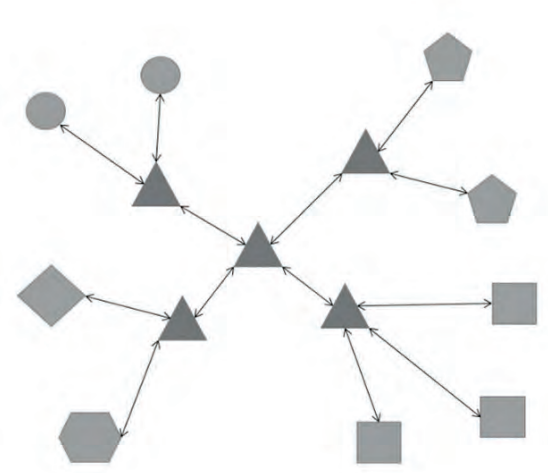


Figura 3a



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

La red organizativa ideal sería aquella que combine los mejores atributos de las redes creativas y ejecutivas. En la figura 3c se observa cómo sería ese caso para el hipotético departamento de ventas. Este tipo de redes tienen la capacidad de innovación real, puesto que son capaces tanto de generar las ideas como de llevarlas a la práctica, coordinando los recursos y las actividades necesarias (Garcia, 2013).

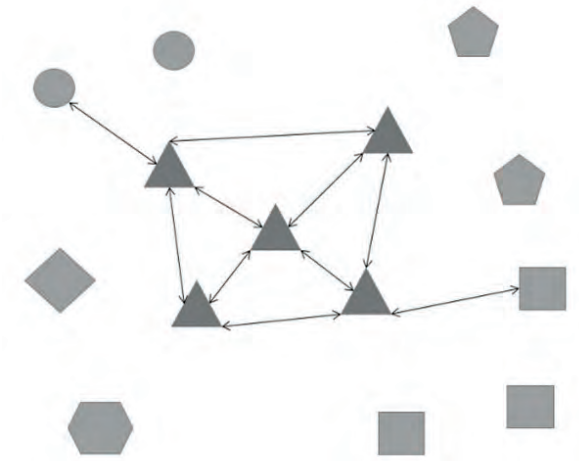


Figura 3b

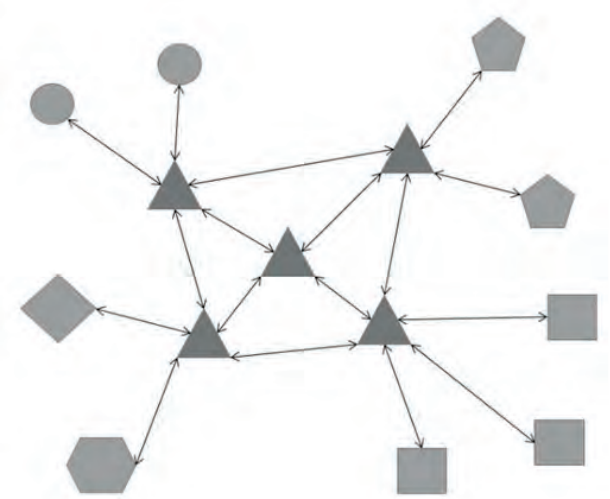


Figura 3c



El uso de Análisis de Redes Organizativas (ONA) permite diagnosticar el estado de las redes dentro de las áreas de una organización, dando a conocer tanto sus debilidades como sus fortalezas, siendo un buen punto de partida para tomar decisiones informadas.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3. Objetivos y Preguntas de Investigación

En línea con lo expuesto anteriormente, el objetivo del estudio analítico va a centrarse en localizar la red de expertos de la compañía, para cada proceso y tecnología. Por lo tanto, las preguntas de investigación que emergen son:

- ¿Quiénes son los principales expertos a los que se recurren en la realización de las ofertas para cada tecnología y proceso?
- ¿Están aisladas entre sí las redes de expertos existentes en función de criterios geográficos o de divisiones organizativas? ¿Existen empleados que sirvan de unión entre áreas?
- ¿Existen tecnologías y procesos dónde la presencia de expertos sea considerablemente reducida?

Como se puede ver, las preguntas de investigación no se quedan simplemente en conocer quiénes son los expertos, si no que trata de aprovechar y diagnosticar la situación de sus relaciones, es decir, conocer el estado de la red de expertos. Para ello, se pone el foco en dos de los principales riesgos o debilidades que puede tener la red emergente: Que se encuentren zonas aisladas entre sí, lo que impide la comunicación y transmisión de ideas, y que existan pocos expertos para ciertas tecnologías y procesos, lo que genera grandes riesgos en el caso de que se produzca una salida, suponiendo una importante pérdida de conocimiento.

4. Método

El tiempo de realización de un Análisis de Redes Organizacionales oscila desde un par de semanas a poco más de un mes, en función del tamaño de la plantilla que se pretende analizar, y en casos como el que nos ocupa, del número de personas a las que se va a encuestar. El ONA habitualmente se realiza en cuatro fases: La definición del scope o muestra, la recogida de datos, el análisis e interpretación de los datos, y la comunicación de los resultados a las partes interesadas.

4.1. Definición del Scope y de los participantes en el estudio

En esta fase se decide qué personas van a incluirse en el análisis. Para ello, el departamento de HR Analytics y el departamento de compras se reúnen y discuten el alcance que se quiere lograr. La representación gráfica del ONA puede perder utilidad para poblaciones de más de 100 sujetos, puesto que la visualización de los grafos se vuelve confusa. Sin embargo, haciendo uso de atributos que permitan segmentar en grupos más pequeños, sí que es posible representar gráficamente grandes poblaciones. Este es el caso que nos ocupa, ya que la necesidad es lograr un alcance global, identificando la red de expertos que emana de los procesos de ofertas de todo el grupo.

El número de empleados final sobre el que se va a lanzar la encuesta asciende a 432 personas, las cuales trabajan habitualmente en procesos de ofertas, pertenecen a los departamentos de compras de cada división organizativa, o están estrechamente relacionados con ellas, de toda la compañía. La lista de nombres de empleados junto con sus emails se elabora conjuntamente entre los departamentos de HRA, dpto. de compras y dpto. de comunicación corporativos. El número puede parecer elevado, más sabiendo que se espera que los expertos que se informen normalmente no se van a encontrar entre el propio listado de empleados encuestados, si no que van a ser estos quienes permitan descubrir la red de expertos, hasta el momento oculta. No obstante, se cuenta con que la participación pueda no ser muy elevada. También, dado el elevado número de tecnologías y procesos por los que se les va a preguntar, al segmentar a ese nivel, las redes de experto particulares que se generen tengas tamaños manejables.

© ADIC-IIC

4.2. Cuestionario y Procedimiento de Recogida de los Datos

En esta fase, se administra la misma encuesta a todos los empleados seleccionados. Esta encuesta es diseñada en colaboración del departamento de HRA, junto con los dptos. de Compras, Comunicación y Organización corporativos. También, se determina la política de comunicación de la encuesta que se va a seguir. La encuesta se realiza en la plataforma y herramienta online Typeform, puesto que es la herramienta habitualmente utilizada por el dpto. de comunicación desde el inicio del proceso de cambio organizacional y digitalización. Por lo tanto, los empleados del grupo ya están habituados a realizar encuestas en este medio. El idioma escogido es el inglés, dado el carácter internacional.

La encuesta cuenta con un consentimiento informado en el que se expone la naturaleza de la encuesta, su propósito, el tiempo que se van a almacenar los datos y las personas a las que acudir en caso de que quieran modificar alguna respuesta cerrado el plazo de respuestas. A continuación, se les pide introducir su correo corporativo, de modo que se les pueda identificar, imprescindible para establecer las relaciones del ONA. Lo siguiente que se les presenta es una pregunta de selección múltiple en la que deben identificar la unidad de negocio a la que pertenecen, pudiendo escoger una de ellas o ambas. Ahora sí, se presenta la pregunta que determina el tipo de relación que se pretende estudiar para generar la red, escogida para preguntar por las relaciones de expertos, sin explicitarlo directamente:

"When managing a quotation, if you find any struggle with defining any cost during the process, which employees do you ask for any specific support or advice on the following topics?"

Se pasa a mostrar una lista de elección múltiple en la que se incluyen las 21 categorías, donde se encuentran todas las tecnologías y procesos que se quieren evaluar. Tras seleccionar aquellas que quieren informar y dar a continuar, aparecerá únicamente la pregunta relativa a cada categoría seleccionada. La descripción que comparten es la siguiente:

"Please, write down as many colleagues as you consider. Try to think of those who have already helped you on this particular issue.

Please, write down his/her complete name following this structure: Surname, Name.

Take into consideration these examples to properly fulfill the questionnaire, write all names in the same line, separated by ";":

Sánchez Fernández, Roberto; Pan, Wan; Klein, Michael"

El propósito de esta descripción es guiar al encuestado para que introduzca de la forma deseada su respuesta, de modo que a posteriori la fase de limpieza del dato sea lo más sencilla posible.

La estrategia de comunicación va a ser consensuada entre los distintos departamentos ya mencionados. Se va a dirigir un primer mensaje desde el departamento de compras corporativo a los directivos de las áreas de compras locales, quienes ya están al corriente de la necesidad, explicándoles la encuesta que se va a lanzar y pidiendo su ayuda en lograr la cumplimentación de esta por parte de los empleados a su cargo. Por otro lado, el mensaje en el que va a ir incluido el enlace a la encuesta va a presentarse bajo el nombre de la iniciativa de transformación de la compañía, se les va a explicar el propósito del análisis y se les va a pedir su colaboración. Tras una semana desde el lanzamiento, se les va a enviar un segundo mensaje a modo de recordatorio, siguiendo el mismo criterio.

Finalmente, tras dos semanas de apertura, la encuesta se cierra, y los resultados se descargan en formato Excel para su limpieza y análisis.

4.3. Métricas, Análisis e Interpretación de Resultados

En esta fase se produce el tratamiento del dato. El porcentaje de participación de la encuesta es del 39%, lográndose 170 cuestionarios completados de 435 posibles. Finalmente, tras limpiar aquellas que no fueron completadas de forma correcta, se obtienen 157 respuestas válidas. La labor de depuración es importante y laboriosa, puesto que se ha de adecuar los datos al formato exigido por el software escogido para realizar el análisis, Gephi. Esta es una herramienta que precisa de introducir un archivo que contenga las relaciones entre nodos (en este caso empleados) y los descriptivos de los nodos. Se construye una versión del archivo de las relaciones entre nodos para cada categoría informada, y un archivo de descriptivos que incluye la unidad de negocio, también para cada categoría. En total se analizan 21 versiones, una por cada tecnología o proceso.

© ADIC-IIC

La información del empleado que finalmente se decide como interesante de incluir en el análisis, más allá de su número identificativo de empleado o su correo electrónico, es la sociedad de gestión a la que pertenece, el país y la división organizativa. Esto permitirá observar las relaciones entre los expertos de cada división organizativa (estructura de gestión que incluye cada continente con ciertas excepciones) de manera gráfica, y de forma más pormenorizada, conocer en qué países se concentran los países en función de cada categoría analizada.

Por otro lado, la herramienta Gephi permite calcular varias puntuaciones y se escoge calcular las puntuaciones Degree Centrality, Eigenvector Centrality y Betweenness centrality. Esto permitirá discriminar de forma sencilla entre los expertos referidos en el cuestionario, y facilitar una representación gráfica más intuitiva (el tamaño de los nodos verá determinado por las puntuaciones de Degree In). Del análisis se obtienen dos outputs: una lista que contiene los expertos junto a sus características demográficas y métricas calculadas, y la representación gráfica del ONA.

4.4. Comunicación de los resultados

En este caso, se distinguen dos fases de comunicación de resultados, una encabezada por el departamento de HR Analytics y otra por el de compras. Respecto a la que incumbe al departamento de HRA, la comunicación se realiza en varias iteraciones con el departamento de compras, a quienes se les comparte los outputs de los análisis, se les forma en su interpretación y se comunican los principales conocimientos obtenidos. De algún modo, se dan las herramientas a aquellos más familiarizados tanto con las personas informadas como expertos como con los procesos y tecnologías que se quieren evaluar, para que puedan lograr sus propias conclusiones.

La segunda fase de comunicación es dirigida por el departamento de compras a los directores divisionales y regionales de la compañía, con quienes discuten los hallazgos obtenidos, evalúan los riesgos, potencialidades y fortalezas que presenta la red de expertos, y dictaminan qué medidas tomar.

4.5. Apreciación Ética

La información que se utiliza en los Análisis de Redes Organizacionales es sensible. La información describe la relación entre individuos específicos de la organización, siendo el anonimato imposible. A los participantes de este estudio de caso se les explicó en todo momento en que consistía, que se pretendía conseguir, para que se iba a utilizar, cuanto tiempo iban a estar almacenados los datos, que podían cambiar sus respuestas cuando quisieran y que podían no contestar. En todo momento se les pidió su colaboración, pero sin tener ninguna repercusión negativa el no hacerlo. El uso de los datos recogidos se ha limitado exclusivamente a los fines que se comunicaron a los participantes. La información recogida solo está disponible para el departamento de HRA y la persona del dpto. de Compras que lleva la iniciativa.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5. Resultados

Del análisis de las respuestas para cada tecnología y proceso que se pretende conocer su Red de Expertos, se obtienen dos "outputs" principales: Un archivo PDF que contiene el ONA per se, es decir, la representación gráfica de la red de expertos, y un archivo Excel, que contiene la lista de expertos referenciados junto con ciertas características del empleado y puntuaciones obtenidas relevantes.

5.1. Visualización de la Red

Para cada tecnología/proceso se obtiene un archivo PDF que recoge la red de expertos del análisis en Gephi. Esta red se configura de modo que el color de los nodos y los enlaces viene dado por la división a la que pertenece la persona experta, y el grosor de los nodos según el número de referencias que ha obtenido esa persona (parámetro "Degree In"). Se añaden, a modo de etiqueta, el nombre y apellidos de la persona, de forma que el departamento de compras que consumirá el análisis pueda identificar a los expertos de forma más cómoda, así como se configura una separación entre nodos que permita que sean legibles los nombres.



Figura 4.

La configuración final del ONA se acuerda junto al departamento de compras, quienes solicitan, por ejemplo, que se filtren aquellos nodos cuyo "Degree Range" sea menor que 2. Así, quedan fuera del diagrama aquellos nodos que no han respondido a esta categoría, y aquellos que han referenciado expertos, pero no han sido escogidos por nadie. A partir de estos diagramas, el departamento de compras identifica a las personas clave, tanto por sus altas conexiones en la red, como que sirvan como conectores entre las distintas divisiones (brokers). También, utiliza secciones de estos diagramas para presentar ante los distintos directores divisionales la situación de su red de expertos, con quienes trabajan las fortalezas, debilidades y oportunidades que presenta cada una.



Figura 5.

5.2. Lista de Expertos

A su vez, para cada categoría analizada se obtiene un Excel con los expertos encontrados. Para facilitar el análisis al departamento de compras, a cada experto se le mapea y añade información relevante como su email, la unidad de negocio a la que pertenece, su división organizativa, país y sociedad de gestión. También, cada experto tiene tres puntuaciones: el "Degree in" (número de veces que es referenciado), su eigenvector (cómo de conectados están quienes le refieren) y su beetweenness centrality (si sirve de conexión entre áreas de la red, bróker).

Para cada tecnología se obtiene un número elevado de expertos, todas ellas por encima de los 15 expertos, muchas superando los 50. Se observa una clara distribución de Pareto en función de la puntuación de Degree in de los expertos, pues unos pocos de ellos logran puntuaciones elevadas, mientras que la mayoría tienen una única referencia. Esto permite encontrar aquellos más relevantes, sin obviar personas que también puedan serlo si se segmenta en base al país. Este archivo sirve al departamento de compras como elemento base a la hora de tratar la situación de la red de expertos con cada división, contratando la lista lograda con la proporcionada por los directores de cada área.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5.3. Valoración de los Resultados

Para valorar los resultados obtenidos, es necesario recuperar las preguntas de investigación planteadas y responderlas en base a los hallazgos logrados.

5.3.1 - ¿Quiénes son los principales expertos a los que se recurren en la realización de las ofertas para cada tecnología y proceso?

Dar respuesta a esta pregunta se ha logrado inequívocamente. Para cada categoría analizada se ha obtenido una lista con los expertos encontrados, y se les ha ordenado en base a ciertos criterios (como el Degree In o el Eigenvector) que permiten destacar aquellos que son más relevantes. Algunos insights destacables son que para la mayoría de las categorías se han encontrados al menos 3 expertos que superaban las 8 referencias, de esta manera es habitual encontrar expertos que actúan como núcleo en las divisiones a las que pertenecen, o que en muchas de las categorías hay un experto que cuenta con más de 20 referencias, de modo que está fuertemente reconocido en el área en la compañía en su conjunto.

5.3.2 - ¿Están aisladas entre sí las redes de expertos existentes en función de criterios geográficos o de divisiones organizativas? ¿Existen empleados que sirvan de unión entre áreas?

Está pregunta también ha sido contestada en buena manera. Cada tecnología o proceso estudiado ha presentado una red de expertos distinta, encontrando tres tipologías predominantes: Aquellas redes cuyos expertos están bastante entrelazados entre sí, donde se pueden distinguir algún patrón en base a la división a la que pertenecen, pero en general el grado de interconexión es alto (siendo una minoría de casos, como el de la figura 9). Por otro lado, aquellas redes conectadas, pero donde se distinguen claramente las distintas divisiones y las personas que las conectan (figura 4, apartado anterior). Y, finalmente, las redes de expertos en las que las divisiones están claramente aisladas entre sí, dónde no existe ninguna persona que conecte entre ellas (figura 10).

En cuanto a los empleados que sirven de unión, se han localizado siguiendo dos criterios. El primero y principal, por mera inspección visual del análisis ONA obtenido. Aquellos expertos que unen dos áreas divisionales distintas se observan fácilmente en la representación gráfica, y haciendo zoom sobre el nodo, se puede conocer su nombre. El segundo método es remitiéndose a la lista de expertos, es decir, seleccionando aquellos expertos con mayor puntuación de Betweenness centrality (aunque ha resultado ser un método menos claro que la inspección visual para algunos casos).

Ser capaces de contestar a esta pregunta ha permitido al departamento de compras abordar eficazmente las fortalezas y debilidades en las conexiones entre divisiones.



Figura 6.

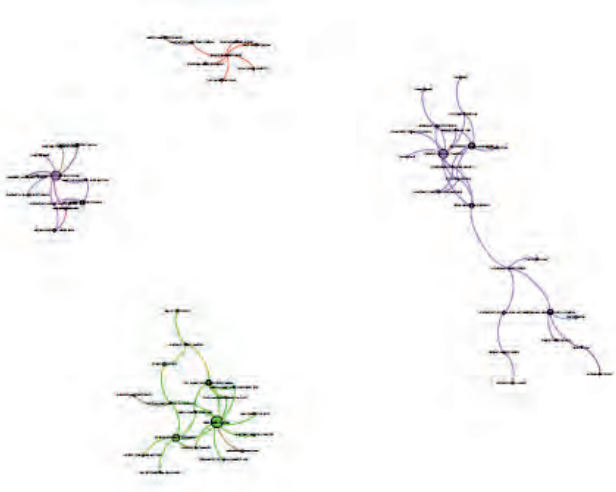


Figura 7.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5.3.3 ¿Existen tecnologías y procesos dónde la presencia de expertos sea considerablemente reducida?

Finalmente, esta pregunta también ha sido contestada. No se ha encontrado ningún proceso en el que la lista de expertos sea alarmantemente baja (menos de 10 expertos), aunque algunas de ellas se encuentran próximas a los 15 (especialmente aquellas tecnologías y procesos más novedosos en la compañía).

Sin embargo, si se ha encontrado un factor de riesgo importante. Algunas de las categorías cuentan con un único experto que acapara la práctica totalidad de las referencias (por ejemplo, contando con más de 25 referencias cuando todos los demás expertos solo tienen 1). Esto supone un riesgo de pérdida de conocimiento real si este empleado decidiese abandonar la compañía.

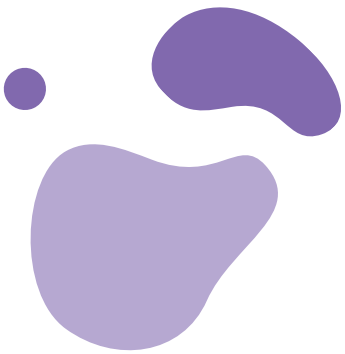
6. Discusión y Conclusiones

La aplicación del análisis ONA ha resultado altamente eficaz para satisfacer la necesidad de negocio del departamento de compras, así como ha servido para desarrollar la aplicación de esta técnica en la compañía, que, bajo el marco de la iniciativa de cambio tecnológico y organizativo, puede ser de gran utilidad de un futuro. Por lo tanto, no solo ha resuelto una necesidad presente, sino que se postula como una técnica a la que recurrir en un futuro próximo. Se ha demostrado que, a través de una única pregunta a cerca de una relación laboral, "a que persona acudes cuando", es posible desarrollar elaborados análisis capaces de darte a conocer el mapa de relaciones existente más allá del organigrama. Siendo, por tanto, aplicable a otros aspectos de las relaciones informales que se den en la organización, y que puedan ser útiles de analizar, como las redes de comunicación o de reporting.

Un aspecto de mejora destacable es el porcentaje de participación en la encuesta. Se ha contado con "solo" un 38% de participación, logrando unos índices muy bajos de respuesta en algunas divisiones concretas, como la división asiática. Es posible que el engagement no haya sido el óptimo, pese a que el sponsorship ha sido coordinado y fuerte por parte de los dpto. de compras y organización. Es posible que la barrera del lenguaje haya sido influyente en este aspecto. Más allá de la baja representación de algunas divisiones, el porcentaje de respuesta para el otro ha sido más que aceptable, ya que a partir de 157 respuestas se ha logrado una lista de más de 650 expertos, aún contando con el hándicap de que el cuestionario no era precisamente breve dado el elevado número de categorías evaluadas. En este aspecto, la colaboración del departamento de compas ha sido clave, quienes lograron un cuestionario que se presentase de una forma amigable pese a las dificultades que planteaba.

En aproximaciones futuras, si la ocasión se presentase, sería también interesante el uso de preguntas anidadas a la referencia del experto. Cuando el informante seleccionase la persona que quisiera informar, se le podría aparecer un breve cuestionario tipo Likert en el que evaluase aquellos aspectos que puedan ser relevantes. En este caso, no era una opción viable a razón de la ya larga longitud del cuestionario, pero sería de gran utilidad si en un tiempo se quisiera indagar más en cada red de expertos de cada categoría de forma separada, partiendo de la lista de expertos ya obtenida.

Concluyendo, pese a las limitaciones del análisis realizado, se ha logrado dar respuesta a la necesidad planteada, así como sentar precedente en el uso de este tipo de técnicas para afrontar complicadas necesidades de negocio que de otra manera no sería posible.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

7. Referencias bibliográficas

- Balkundi, P., & Harrison, D. A. (2006). Ties, leaders, and time in teams: Strong inference about network structure's effects on team viability and performance. Academy of Management Journal 49, 49–68.
- Deloitte. (2016). Global Human Capital Trends. 87.
- Dodgson, M., Gann, D., & Salter, A. (2006). The role of technology in the shift towards open innovation: The case of Procter & Gamble. R&D Management 36(3), 333–346.
- Dyer, J. H., Gregersen, H., & Christensen, C. M. (2009). The innovator's DNA. Harvard Business Review, 87(12), 60–67.
- García, S. (2015). Improving Innovation with Organizational Network Analysis. OD Practitioner.
- Garcia, S. K. (2007). Developing social network propositions to explain large group intervention theory and practice. Advances in Developing Human Resources, 9(3), 41–358.
- Garcia, S. K. (2013). Assessing innovation capacity through social network analysis. Social network analysis panel. Arlington, VA: AHRD International Conference in the Americas.
- Haya, P. (2019, Marzo). ¿Qué es el análisis de redes organizacionales? Retrieved from Instituto de ingeniería del conocimiento: https://www.iic.uam.es/rr-hh/que-es-analisis-redes-organizacionales/
- Haya, P. (2019, Marzo). Cómo caracterizar la red social en una organización. Retrieved from Instituto de ingeniería del conocimiento: https://www.iic.uam.es/rr-hh/como-caracterizar-red-social-en-una-organizacion/
- Longqi Yang, David Holtz, Sonia Jaffe, Siddharth Suri, Shilpi Sinha, Jeffrey Weston, Connor Joyce, Neha Shah, Kevin Sherman, Brent Hecht & Jaime Teevan (2022). The effects of remote work on collaboration among information workers. Nature Human Behaviour 6, 43–54.
- PwC. (2014). 17th Annual CEO Survey.
- Rogers, E. M. (1995). Diffusion of innovations (4th ed.). New York: NY: Free Press.
- Schein, E. H. (2013). The role of organization development in the human resource function. Handbook for strategic HR: Best practices in organization development, 9–16.
- Tenkasi, R. V., & Chesmore, M. C. (2003). Social networks and planned organizational change. The Journal of Applied Behavioral Science, 281–300.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.02

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.02

Explorando los factores clave del desempeño en una multinacional del sector químico.

Exploring performance-driving variables: a case study in a chemical multinational firm.

Laura Sanz Pulido

Correo electrónico:
laura.sanzpulido@estudiante.uam.es

Linkedin:
www.linkedin.com/in/ laurasanzpulido

Received: 31 may 2023
Received in revised form: 21 july 2023
Accepted: 8 september 2023
Available on-line: 29 november 2023

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave

gestión del desempeño, rendimiento laboral, análisis multivariable, bosques aleatorios, aprendizaje automático, modelización predictiva, sector químico, España.

Resumen

Utilizando los datos de una empresa química multinacional ubicada en España, este estudio realiza un análisis multivariable para comprender los factores que influyen en el desempeño de los empleados. En total se analizaron 18 variables organizacionales, incluyendo algunas poco comunes como el teletrabajo y la distancia del domicilio al centro de trabajo. Utilizando Python y aplicando estadísticas descriptivas, análisis de correlación, regresión lineal y modelado de bosques aleatorios, el estudio extrae conclusiones interesantes sobre el impacto de estas variables en el desempeño de los empleados y destaca la importancia de utilizar modelos complejos de aprendizaje automático para predecir resultados, especialmente para variables con poca variación. Los resultados aportan ideas relevantes no solo para la organización, sino también para los profesionales de RRHH y sugieren posibles vías de investigación en el futuro.

Keywords

employee performance, multivariable analysis, random forest modeling, machine learning, predictive modeling, chemical company, Spain.

Abstract

Based on data from a multinational chemical company located in Spain, this study conducts a multivariable analysis to understand the factors that influence employee performance. A total of 18 variables, including tele-working and distance from home to work, were analysed using Python through descriptive statistics, correlation analysis, linear regression, and random forest modelling. The study finds interesting conclusions about the impact of these variables on employee performance and highlights the importance of using complex machine learning models for predicting outcomes, particularly for variables that have low variation. The results provide important insights for practitioners and suggest potential avenues for future research.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

1. Introducción

The study of factors that affect employee performance is of great interest to both scholars and practitioners in the field of human resource management. Its importance lies in the fact that high employee performance is crucial for the success of any organization. According to a study by Khan (2012), employee productivity is influenced by several factors including motivation, leadership, training, and technology. Additionally, the COVID-19 pandemic has led to an increase in telecommuting, which has further emphasized the importance of investigating how factors such as the work environment and distance to work affect employee performance. By identifying the variables that have a significant impact on employee performance, organizations can implement effective human resource management strategies to maximize employee productivity and performance, which can have a positive impact on the success and competitiveness of the company.

Previous research has shown that various individual, job-related, and organizational factors can have a significant impact on employee performance (Cerasoli, Nicklin, & Ford, 2014; Tett & Meyer, 1993). However, most studies tend to focus on a few variables, typically no more than ten, and often overlook other potentially important factors.

One such variable that has been relatively understudied in the context of employee performance is distance to work. While previous research has examined the impact of commute time on employee job satisfaction and turnover (Amponsah-Tawiah, Annor, & Arthur, 2016) the impact of distance to work on employee performance has received even less attention. This is surprising given that commuting distance has been shown to have a negative impact on physical and mental well-being (Clark, Chatterjee, Martin, & Davis, 2020) and could potentially affect employee performance through fatigue, stress, and time constraints.

Moreover, due to the growing importance of teleworking worldwide because of the COVID-19 pandemic, this variable has become increasingly important. Many employees have shifted to remote work, which may affect their distance to work and potentially impact their performance.

So, this study aims to identify factors that affect employee performance in a chemical company in Spain, with a particular focus on training and work arrangements, including distance to work and telecommuting. By examining the impact of these variables on employee performance, this study seeks to contribute to the existing literature on factors that influence employee productivity and provide insights for practitioners to optimize human resource management strategies.

Furthermore, the ability to predict employee performance is of utmost importance for the studied chemical company, especially in light of the anticipated retirements and its aging workforce. By compressively understanding the factors that influence performance and leveraging predictive analytics, the organization can proactively plan for succession, identify training needs, and strategically allocate resources to ensure a smooth transition and minimize productivity disruptions. Moreover, predictive analytics enables the company to attract and retain the right talent, bridging the generation gap and fostering a diverse and dynamic workforce. In this way, the company can adapt to the upcoming demographic changes, maintain competitiveness, and achieve long-term success with a highly capable and motivated workforce.

1.1. Research gaps

Although the literature on the determinants of employee performance is extensive, few studies have explored the impact of teleworking and distance from home to work on employee performance in the chemical sector in Spain. This is surprising given the increasing importance of teleworking due to the COVID-19 pandemic and the fact that the chemical industry is one of the most important sectors in Spain, contributing significantly to the country's GDP. Existing studies have mainly focused on other factors such as job satisfaction (Judge, Thoresen, Bono, & Patton, 2001; Khan, Alamdar, Nawaz, Aleem, & Hamed, 2014), leadership style (Kalambayi, Onojaefe, Kasse, & Tengeh, 2021; Tamimi & Sopiah, 2022), and training (Flegl, Depoo, & Alcázar, 2022).

Moreover, previous studies on the determinants of employee performance have mainly used traditional statistical methods, such as correlation analysis and linear regression. Few studies have utilized advanced machine learning techniques, such as random forest modeling, to predict the impact of different variables on employee performance (Motyka, 2018). Machine learning models can better capture non-linear relationships between variables and can predict outcomes more accurately, particularly for variables with low variation.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Regarding studies that use multivariate analyses to analyze employee performance, there are also limited amounts of research compared to studies that focus on a single variable or use a more limited approach. A systematic review study conducted by Motyka (2018) suggest that only 20% of studies on employee performance used multivariate analyses. This suggests that there is a need for more complex studies that analyze multiple factors that influence employee performance to have a more comprehensive understanding of predictors of performance.

Therefore, the aim of this study is to fill these research gaps by examining the effects of teleworking and distance from home to work on employee performance in the chemical sector in Spain through the use of advanced machine learning techniques. However, this study goes beyond that by analyzing a total of 18 variables obtained from HR department data (without the need for survey measurements) which is also an unusual approach. The results of this study could provide valuable insights for practitioners in the chemical industry and contribute to the development of effective human resource management strategies. Additionally, this study could pave the way for future research to explore other determinants of employee performance in the chemical industry in Spain.

1.2. Research question and objectives of the study

The preceding discussion about the research gaps on factors that influence performance steers the course of the present dissertation. Accordingly, the main research question is:

How does training with work arrangements, including distance to work and telecommuting, impact employee performance in a multinational chemical company?

In order to answer the research question and to achieve the objective, this dissertation has both theoretical and empirical objectives. These objectives are:

1. Review the literature related to possible variables that may affect performance.
2. Analyze the variables that we believe may have a relationship with performance from a quantitative standpoint and use both traditional prediction techniques such as regression and machine learning techniques like random forest to identify predictive variables. We will include variables that have been studied less, such as remote work and commute distance.

2. Literature review

Employee performance is a crucial factor in the success of any organization. Over the years, researchers have conducted numerous studies to explore the factors that influence employee performance and how it can be improved. In this section, we provide an overview of current research areas in employee performance and highlight key findings from relevant studies. Additionally, to contextualize this study within the chemical industry, which is the focus of our case study, we will review studies that have investigated the relationship between the variables we are examining and employee performance in this industry.

2.1. Mapping the research landscape of employee performance

Over the years, extensive research has been conducted on various aspects of employee performance, leading to the identification of six broad areas of research:

1. **Performance measurement and evaluation:** This area focuses on developing and evaluating metrics and methods for measuring performance in organizations. Researchers in this area aim to identify objective and reliable performance indicators that can be used to evaluate individual, team, and organizational performance (Koopmans, Bernaards, Hildebrandt, De Vet, & van der Beek, 2013; DeNisi & Murphy, 2017).
2. **Performance feedback and coaching:** This area focuses on providing feedback and coaching to employees to improve their performance. Researchers in this area examine the effectiveness of different feedback and coaching strategies and techniques, as well as the factors that influence their success (Cattell, 2006; Awaysheh, Bonet, & Ortega, 2023).
3. **Performance motivation and engagement:** This area focuses on understanding the factors that motivate and engage employees to perform at their best.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Researchers in this area investigate the role of intrinsic and extrinsic motivation, job satisfaction, organizational culture, and leadership in shaping employee performance (Riyanto, Endri, & Herlisha, 2021; Sugiarti, 2022).

4. **Performance and well-being:** This area focuses on the relationship between performance and employee well-being. Researchers in this area examine the impact of performance demands and stress on employee well-being, as well as the strategies and interventions that can enhance employee resilience and well-being (Iskamto, 2021; Wright, Cropanzano & Bonett, 2007).

5. **Performance and diversity:** This area focuses on how diversity in the workplace affects individual and organizational performance. Researchers in this area investigate the impact of diversity on team dynamics, communication, decision-making, and innovation, as well as the strategies for managing diversity to enhance performance (Joshi & Roh, 2009; Van Knippenberg, Nishii & Dwertmann (2020).
6. **Performance and technology:** This area focuses on the impact of technology on individual and organizational performance. Researchers in this area investigate the role of technology in facilitating communication, collaboration, and knowledge sharing, as well as the potential negative effects of technology on work-life balance and employee well-being (Rasool, Warraich, & Sajid, 2022; Suryadi, FoEh, & Manafe, 2022).

It is important to note that performance is a complex and multifaceted construct that is influenced by a wide range of individual, organizational, and environmental factors. As researchers continue to explore new areas of inquiry, we can deepen our understanding of performance and identify effective strategies for enhancing it in organizations.

2.2. Employee performance in chemical companies

In the context of chemical companies, numerous studies have investigated employee performance, providing valuable insights into the factors that affect performance in this industry. One key finding is the importance of safety culture in enhancing employee performance. Strong safety culture , which means a solid organizational focus on workplace safety, has been linked to higher employee engagement, job satisfaction, and improved performance (Zohar, 2010). Another significant factor that influences employee performance in chemical companies is the work environment, including job autonomy, social support, and job demands, which have been found to be important predictors of employee performance (Abdulkhaliq & Mohammadali, 2019; Karasek, 1979).

Leadership has also been highlighted as a key factor in shaping employee performance in chemical companies. Effective leadership has been linked to higher job satisfaction, better employee engagement, and improved performance (Farid, Kee, Mohamad, Hameem, & Zulkafli, 2020; Gilbreath & Benson, 2004). Furthermore, research has examined the impact of training and development programs on employee performance in chemical companies, suggesting that such programs can improve employee skills and knowledge, leading to better job performance (Al Karim, 2019).

Other organizational factors, such as job category and salary, have also been found to be related to employee performance in the chemical industry, with higher job categories and salaries being associated with better performance (Abdulkhaliq & Mohammadali, 2019). These findings suggest that various organizational factors can significantly impact employee performance in the chemical industry, highlighting the importance of considering these factors when trying to improve employee performance in this sector.

Additionally, studies have explored the relationship between employee performance and organizational performance in chemical companies, indicating a positive correlation between employee performance and organizational outcomes such as profitability, productivity, and innovation (Huselid, 1995).

(1) “Safety culture” is a work environment where safety is highly prioritized. It involves shared beliefs, attitudes, and be-haviors that emphasize safety in all aspects of work. In the chemical industry, which is inherently risky, a strong safety culture is crucial. It leads to increased employee engagement, job satisfaction, and improved performance. It also helps prevent accidents, injuries, and protects the environment.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

However, despite the increasing popularity of telecommuting and concern about commuting distance in many industries, there is a lack of specific research on how these factors affect employee performance in the chemical industry. To the best of our knowledge, no studies have specifically explored the relationship between telecommuting or home-to-work distance and performance in this sector. Therefore, further research is needed in this area to better understand how these factors may affect employee performance in the chemical industry. Our study aims to fill this research gap and provide insights into the relationship between telework and home-to-work distance with employee performance in the chemical industry.

2.3. Approaches to data analysis in employee performance studies

Data analysis is a critical component of research on employee performance, providing insights into the relationships between various factors and their impact on performance outcomes. Researchers use a variety of data analysis techniques to analyze their data, including regression analysis, factor analysis, structural equation modeling, and cluster analysis (Zhang, Xu, Zhang, & Yang, 2021).

Regression analysis is one of the most commonly used techniques in employee performance research, allowing researchers to investigate the relationships between one or more independent variables and a dependent variable (Zhang, Xu, Zhang, & Yang, 2021). Factor analysis, on the other hand, is used to identify underlying factors that may explain the relationships between multiple variables.

Structural equation modeling (SEM) is a more advanced data analysis technique that allows researchers to examine complex relationships between multiple variables and test theoretical models (Ringle, Sarstedt, Mitchell, & Gudergan, 2020). Cluster analysis is another technique used to identify groups or clusters of individuals with similar characteristics or performance outcomes.
While these techniques are commonly used in employee performance research, it is important to note that there are other data analysis techniques available as well. For example, some researchers may use qualitative data analysis techniques, such as content analysis or thematic analysis, to analyze open-ended survey responses or interview data.

It is important to properly identify when to use traditional models such as regression, which is the most commonly used technique in performance research, and when to leverage the potential of machine learning methods for prediction and analysis. Overall, the choice of data analysis technique depends on the research question, the type of data collected, and the research design.

When it comes to studying performance in the chemical industry, researchers have employed various techniques to predict and enhance employee performance. Some of the most noteworthy studies in this field include Nguyen and Giang (2019) utilization of structural equation modeling to predict employee performance, and Lather, Malhotra, Saloni, Singh and Mittal (2019) application of machine learning techniques for the same purpose. Dauda y Akingbade (2011) used regression and classification techniques to predict performance in the industry sector, while Kariuki y Murimi (2015) focused on performance prediction of chemical enterprise employees using multiple regression. Lastly, Yuan (2022) leveraged artificial neural networks to predict employee performance in a chemical company. These studies provide valuable insights into the factors that impact performance in the chemical industry and offer useful tools for predicting and enhancing employee performance.

It's important to note that in general, the variables used in these studies tend to be more qualitative or subjective in nature, such as job satisfaction, quality of interpersonal relationships, and commitment to the company, among others.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3. Hypothesis Development: Predicting employee performance thorough an integrated model of training and work arrangements

In this section, we present a conceptual model based on the variables identified in the literature review and the specific context of our study. We also formulate hypotheses that will guide our empirical analysis. Figure 3.1 presents our conceptual model.

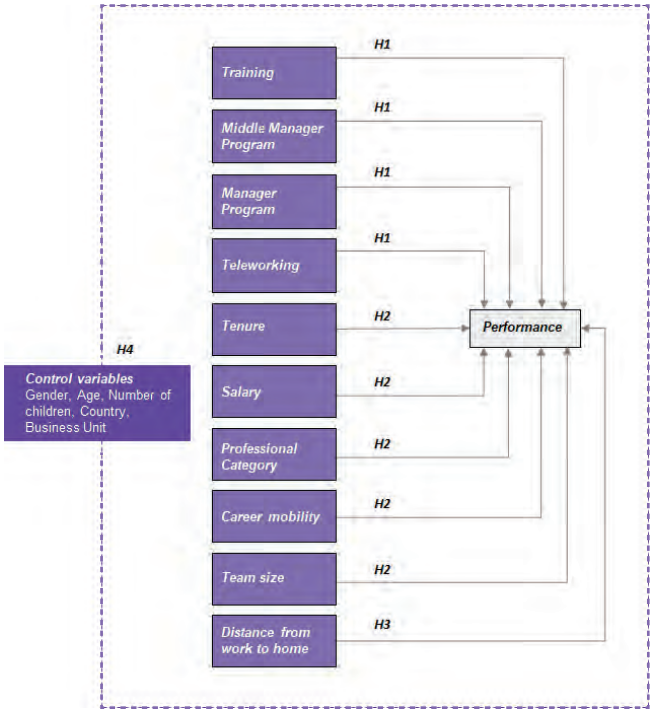


Figure 3.1 Conceptual model

Our integrated model proposes that several factors positively contribute to employee performance. First, we hypothesize that Training Middle Manager Program, Manager Program, and telecommuting/teleworking are positively related to performance, as they indicate investment in employee development and flexibility in work arrangements. Previous research has consistently shown that these variables have a positive impact on employee performance (Akter, 2016; Al Karim, 2019; Aropah, Sarma, & Sumertajaya, 2020). Employees who receive regular training and participate in development programs are likely to have better job skills and knowledge, leading to improved performance. Furthermore, employees who have the option to work remotely may have increased job satisfaction, lower stress levels, and better work-life balance, which can positively affect performance.

> *H1. Training, Middle Manager Program, Manager Program, and telecommuting/teleworking are positively related to performance, as they indicate investment in employee development and flexibility in work arrangements.*

Secondly, we expect that tenure, salary, professional category, career mobility, and team size are positively related to performance, as they reflect experience, compensation, responsibility, opportunities for growth, and leadership skills. Numerous studies have found that these factors positively impact employee performance (Diamantidis & Chatzoglou, 2019; Cerasoli, Nicklin, & Ford, 2014; Farid, Kee, Mohamad, Hameem, & Zulkafli, 2020; Judge, Thoresen, Bono, & Patton, 2001; Khan, 2012). We hypothesize that employees who have been with the company for a longer period, have higher salaries, hold higher professional categories, have more career mobility options, and work in larger teams will have greater job satisfaction and better performance.

> *H2. Tenure, salary, professional category, career mobility, and team size are positively related to performance, as they reflect experience, compensation, responsibility, opportunities for growth, and leadership skills.*

Thirdly, we hypothesize that distance from home to work is negatively related to performance. Previous research suggests that commuting can have a negative impact on employee well-being and job satisfaction (Page & Nilsson, 2017; Suryadi, FoEh, & Manafe, 2022). We expect that employees who have to travel longer distances to get to work may experience more stress, fatigue, and time inefficiency, leading to decreased job satisfaction and lower performance.

> *H3. Distance from home to work is negatively related to performance, as it may cause stress, fatigue, and time inefficiency.*

Finally, we hypothesize that society within the company, business unit, and personal area are not significantly related to performance, as they may not directly affect job tasks or individual competencies. While these variables may impact employee job satisfaction and overall

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

well-being, we expect that they will not have a significant impact on performance.

> *H4. Society, business unit, and personnel area are not significantly related to performance, as they may not directly affect job tasks or individual competencies.*

4. Methodology

4.1. Population and sample

The sample for this study was restricted to employees who were currently active in the company as of November 1, 2022, and who met the criteria of being non-intern and non-partial retiree employees with permanent contracts. This selection criteria ensured that the sample consisted of employees who had been with the company for a significant period of time. The sample size was N = 907.
However, halfway through the study, the decision was made to split the employee population into two distinct groups based on "Personal area". This division was made as these groups represented noticeably different demographics within the organization, with A1 having a higher proportion of university-educated employees and exhibiting different performance evaluations compared to A2, which consisted of employees with non-university studies. Due to these significant differences, we believed it was crucial to conduct the study for the entire population of 907 employees, as well as separately for each group. As a result of this division, the sample sizes for A1 and A2 were 393 and 514, respectively.

4.2. Variables included in the study

The variables used in this study were obtained from the organization's system and include information typically collected by the Human Resources department in medium to large-sized companies. The variables used in the study are operationalized based on their definitions in the organizational system.

The study includes several variables that are of interest.

Employee Performance. The dependent variable used in this study is employee performance, which is measured on a scale from 70 to 110, where 70 represents low performance and 110 represents high performance. For the Random Forest classification model, the variable was categorized into two, high performance starting from 95 and low performance from 94 and below. This categorization allowed for a simpler criterion to classify employ-ees based on their performance. The employee performance variable was constructed as the average of all per-formance scores for each employee over the last three years of their tenure with the company. The last three years of employee tenure were considered in the performance variable calculation due to changes in the compa-ny's performance evaluation model over time. It was determined that only recent years would be included to en-sure consistency in the evaluation process. This ensures that the measure is consistent and reliable. In addition, the performance evaluation method used is goal-setting: specific goals and objectives are established for each em-ployee, and their performance is evaluated based on whether they have achieved them or not, using a range from 70 to 100, where a score above 100 is considered exceptional.

The independent variables that may have an impact on employee performance are:

1. **Training:** the amount and variability of training received throughout their tenure with the company. It is measured by the total number of training hours completed, the number of different courses completed, and the total number of courses completed. This variable is an indicator of the investment made by the company in the development of its employees and their potential for growth within the organization.
2. **Middle Manager Program:** this is a specialized training program aimed at middle managers in the company. It is measured by the participation in this program, by a binary variable (Yes/No), indicating whether the employee has coursed the program or not.
3. **Manager Program:** this is a specialized training program aimed at managers in the company. It is measured by the participation in this program, by a binary variable (Yes/No), indicating whether the employee has completed the program or not.
4. **Telecommuting/teleworking:** whether the employee has formally requested and been granted the option to work remotely by the company. This variable is measured as a binary Yes/No variable.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5. **Tenure:** the number of years the employee has been with the company.
6. **Salary:** the employee's annual salary in dollars.
7. **Professional category:** the job position held by the employee, categorized based on their employment status (A1, A2) and their level of responsibility within the company. For employees A2, categories range from supervisor, specialist, Industrial technical staff, administrative staff, to operator. For employees A1, categories range from director, manager, middle manager, senior technical staff, technical staff, young talent.
8. **Career mobility:** the number of times an employee has changed positions or been promoted within the company during their tenure. This includes the time spent in each position, the number of promotions received, and the number of times the employee has changed roles within the company.
9. **Team size:** the number of direct reports or team members that report to the employee.
10. **Distance from home to work:** the distance in kilometers from the employee's home to the workplace.

The control variables are those that are not directly related to the research question but may have an impact on the dependent variable. In this study we have identify three control variables:

1. **Society within the company:** the specific society where the employee is working. It is measured by a categorical variable with six possible values (A, B, C, D, E, F).
2. **Business unit:** the specific business unit or department where the employee is working. It is measured by a categorical variable with seven possible values (Procurement, Sales, Technology, Strategy, HR, Operations, Finance).
3. **Personnel area:** the personnel area where the employee is classified. It is measured by a categorical variable with two possible values (A1, A2).

We also have included demographic variables such as:

1. **Gender:** the biological sex of the employee, classified as either male or female. This is a binary variable.
2. **Age:** the number of years the employee has lived since birth. This is a continuous variable.
3. **Country:** the country in which the employee is based, classified as Mexico, Spain or USA. This is a categorical variable.
4. **Number of children:** the total number of biological or adopted children that the employee has. This is a discrete variable.

All of the independent variables, including the variables of control and the demographic variables, will be taken into account when analyzing the relationship between employee performance and the independent variables, while controlling for the effects of demographic variables and variables of control. Table 4.1, located in the ap-pendix, provides a comprehensive overview of the independent variables under investigation.

4.3. Study approach and procedure

As previously stated in the chapter, the study was conducted using Python within the Visual Studio development environment. The data for the study was obtained from the company's HR management tool, which was down-loaded as five separate Excel files and combined into a single dataset.

After configuring the necessary libraries for data analysis, the dataset was cleaned by removing irrelevant col-umns and handling missing values. Missing values were evaluated for each variable, and if their proportion was deemed significant, they were either removed or replaced with a value of zero.

Exploratory data analysis was then conducted by creating visualizations to gain insights into the behavior of the variables. Numerical and categorical variables were compared separately against the target variable. Correla-tions between the target variable and numerical and categorical variables were also examined.

Next, a regression model was created to predict employee performance. Two methods were used for variable selection: firstly, selecting variables with the highest correlation, and secondly, manually selecting variables. Line-ar and Lasso regressions were performed, and one-hot encoding was used to handle categorical variables. The proportion of variables to records was evaluated and found to be valid at less than 10%. A cross-validation pro-cess was then conducted to compare

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

the model's metrics with other alternatives.

Finally, classification models were also used for analysis. One-hot encoding was performed, and the performance variable was discretized into high (1) and low (0) categories. A random forest model was trained, and a cross-validation process was conducted to compare the model's metrics with other alternatives. Feature im-portance were also obtained and sorted in descending order.

This analysis was conducted for N = 907, and then separately for N = 514 and N = 393, using the control variable "Personal area" to divide the groups.
For the purposes of this study, we will henceforth refer to the full sample of N=907 as Group A. Within Group A, we have two subgroups: Group A1 with N=393 and Group A2 with N=514. This designation will be used throughout the analysis to clearly distinguish between the different subgroups under examination.



5. Data analysis and results

In this section, we start by describing the sample, providing details on Group A (N=907) and each of its subgroups (A1 and A2). To gain a better understanding of the relationship between the variables and performance, we began by creating visual plots to identify trends. Following this, we present the outcomes of our analysis, which encom-passes correlation analysis, regression analysis, and random forest analysis, aimed at testing our hypothesis.

5.1. Sample characteristics

The total sample size for this study is N = 907, which is divided into two subgroups A1 (n = 393) and A2 (n = 514). Most participants were from Mexico (A: 54%, A1: 58%, A2: 50%), followed by Spain (A: 44%, A1: 37%, A2: 50%) and a small number from the USA (A: 2%, A1: 4%, A2: 0%).

In terms of gender, the sample was predominantly male (A: 78%, A1: 58%, A2: 88%). A small proportion of participants had completed the Manager Program (A: 3%, A1: 15%, A2: 0%), while the majority had not (A: 97%, A1: 85%, A2: 0%). Similarly, a small proportion had completed the Middle Manager Program (A: 6%, A1: 13%, A2: 0%), while the majority had not (A: 94%, A1: 87%, A2: 0%).

Regarding the professional category, the largest group was "Operator" (A: 36%, A1: 0%, A2: 63%), followed by "Technical staff" (A: 24%, A1: 55%, A2: 0%) and "Middle manager" (A: 9%, A1: 21%, A2: 0%). Other categories with significant representation were "Industrial technical staff" (A: 8%, A1: 0%, A2: 15%), "Supervisor" (A: 6%, A1: 0%, A2: 10%), "Senior technical staff" (A: 5%, A1: 12%, A2: 0%), "Manager" (A: 4%, A1: 10%, A2: 0%), and "Specialist" (A: 4%, A1: 0%, A2: 8%). The remaining categories ("Administrative" and "Director") had lower representation (A: 3%, A1: 2%, A2: 0% and A: 1%, A1: 2%, A2: 0%, respectively).

Concerning age, A1 was found to have a lower mean age of 43.65 years compared to A2's mean age of 47.22 years. However, A1 exhibited a higher standard deviation in age (11.09 years) than A2 (9.30 years). Additionally, A1 had a shorter mean tenure of 13.66 years compared to A2's longer mean tenure of 19.27 years.

In terms of direct collaborators, A1 had a higher mean number of 2.64, while A2 had a significantly lower mean number of 0.0058. Moreover, A1 had a lower mean performance score of 88.82, while A2 had a higher mean performance score of 91.36.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

The mean time to change positions for Group A was 2.71 years, with a standard deviation of 3.12 years. The A1 subgroup had a lower mean time of 2.31 years and a standard deviation of 2.89 years, whereas the A2 subgroup had a higher mean time of 3.01 years and a standard deviation of 3.25 years.

Regarding the distance to work, the mean for Group A was 27.06 kilometers, with a standard deviation of 69.73 kilometers. The A1 subgroup had a higher mean distance of 38.67 kilometers, with a standard deviation of 90.02 kilometers, while the A2 subgroup had a lower mean distance of 18.18 kilometers, with a standard deviation of 47.04 kilometers.

The mean time in the current position for Group A was 52.68 months, with a standard deviation of 26.56 months. The A1 subgroup had a lower mean time of 47.43 months, with a standard deviation of 27.59 months, whereas the A2 subgroup had a higher mean time of 56.69 months, with a standard deviation of 25.03 months.

The mean hours of training for Group A was 0.81, with a standard deviation of 3.73. The A1 subgroup had a higher mean of 1.64 hours, with a standard deviation of 5.51 hours, while the A2 subgroup had a lower mean of 0.18 hours, with a standard deviation of 0.73 hours. Furthermore, the mean number of training courses for Group A was 13.62, with a standard deviation of 14.51. The A1 subgroup had a slightly lower mean of 13.14, with a standard deviation of 13.68, while the A2 subgroup had a higher mean of 14.33, with a standard deviation of 15.43.

Finally, regarding our target variable, the results for Group A indicate that the mean performance number is 90.26 with a standard deviation of 17.48. These values suggest that the performance variation within the group is moderate. Further analysis of the subgroups, A1 and A2, reveals interesting differences.

For A1, the mean performance number is 88.82 with a standard deviation of 25.91. The performance variation is higher than that of the overall group. Additionally, the minimum and maximum values are the same as those of the overall group. This suggests that the subgroup has lower performance than the overall group, with a higher degree of variability.

In contrast, A2 has a higher mean performance number of 91.36 with a lower standard deviation of 4.87. The performance variation within this subgroup is lower than that of the overall group and A1. Additionally, the minimum and maximum values of A2 are within the range of the overall group. This suggests that the subgroup has higher performance than the overall group, with a lower degree of variability.

In summary, Group A is primarily an aging, male-dominated population with a high percentage of operating personnel, limited movement within the company, a flat management structure, and a long-term commitment to the organization. However, comparing the two subgroups within Group A highlights significant differences. A1 consists of a younger age group with a wider range of ages, shorter tenure, and more direct collaborators. A2, on the other hand, is an older age group with a narrower age range, longer tenure, and fewer direct collaborators. Notably, A2's mean performance score is higher than A1, indicating that older employees may have a higher level of performance. Furthermore, A1 tends to have a longer commute, less time to change positions, and fewer hours of training and courses compared to A2, which has a shorter commute, more time to change positions, and more training hours and courses.

5.2. Examining variable trends

We have visually explored the relationships between the independent variables and the performance variable through the use of scatterplots and bar graphs. Our analysis was conducted with great care to ensure that the sample we used was representative, enabling us to draw meaningful conclusions. Scatterplots were used for continuous variables or those with a large number of data points, while bar graphs were employed for categorical variables or those with relatively fewer data points. The graphics for each variable are included in the appendix, from figures 5.1 to 5.12.

As for the results, we observed the following:

- Employees who change positions at least once have better performance.
- Performance decreases at around 4.1 years and then increases again.
- Employees who get promoted have better performance.
- Courses do not seem to have an impact on performance. In fact, more courses seem to lead to lower performance.
- 60% of individuals in Mexico have high performance, while only 36% do in Spain. Mexico seems to have higher performance overall.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

- A1 has significantly higher performance scores than A2, with a huge jump in scores from 96 to 110. This group has high performance scores compared to A2.
- In terms of professional category and its relationship with performance, only 6% of operators have excellent performance, which is generally low. Higher positions such as managers and directors have better performance.
- Of the total number of people who telework, 56.5% have high performance.
- Apparently, the closer an employee lives to their workplace, the better their performance.
- In addition, some additional conclusions were found in subgroup A1:
- Fewer employees who are far from work have less performance than those who are close.
- For low and high performances, Spain and Mexico are equal, but for average performance, there is a significant imbalance.
- Managers and directors are either very good or very bad, while technical staff are average.
- No remarkable trends have been found when comparing the remaining variables with performance

5.3. Correlation Analysis: Pearson's and Cramer's Methods

Figures 5.13 and 5.16 present the correlation coefficients between the independent variables (categorical and numerical) for Group A. The correlation coefficients for the subgroups within Group A can be found in the appen-dix, specifically Figures 5.14, 5.15, 5.17 and 5.18.

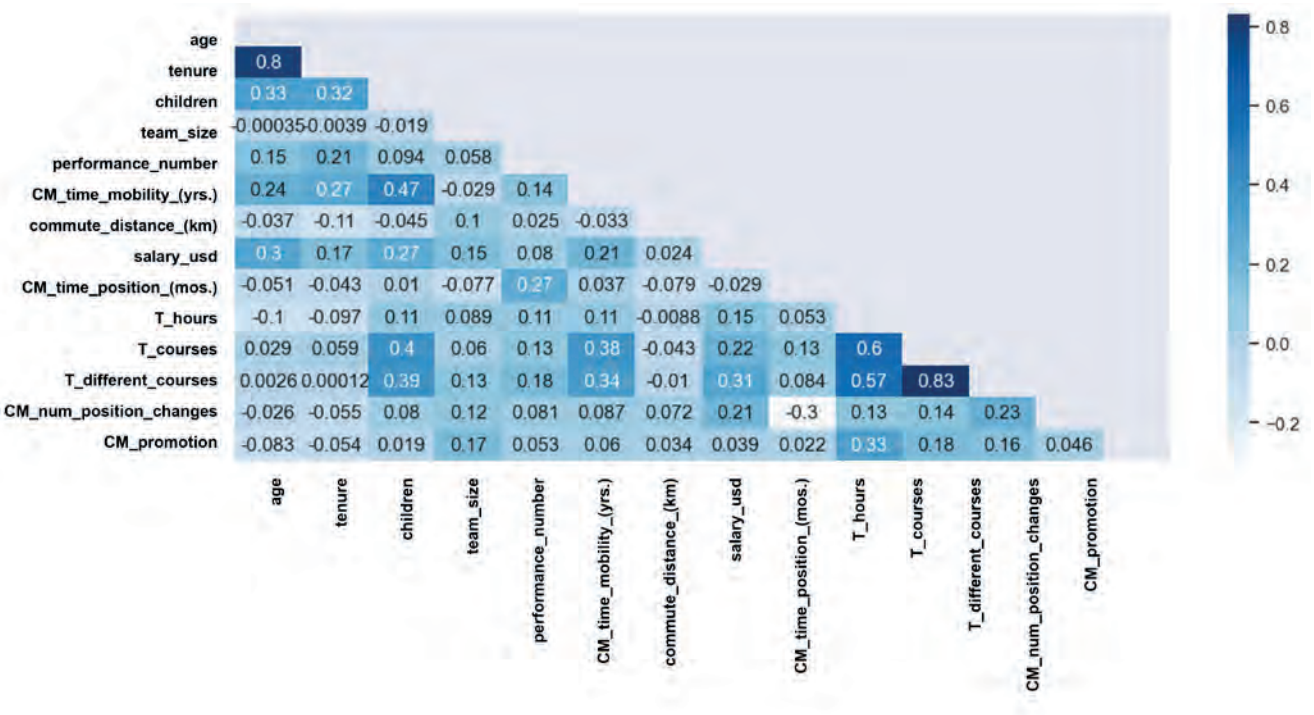


Figure 5.13 Correlation matrix A NV

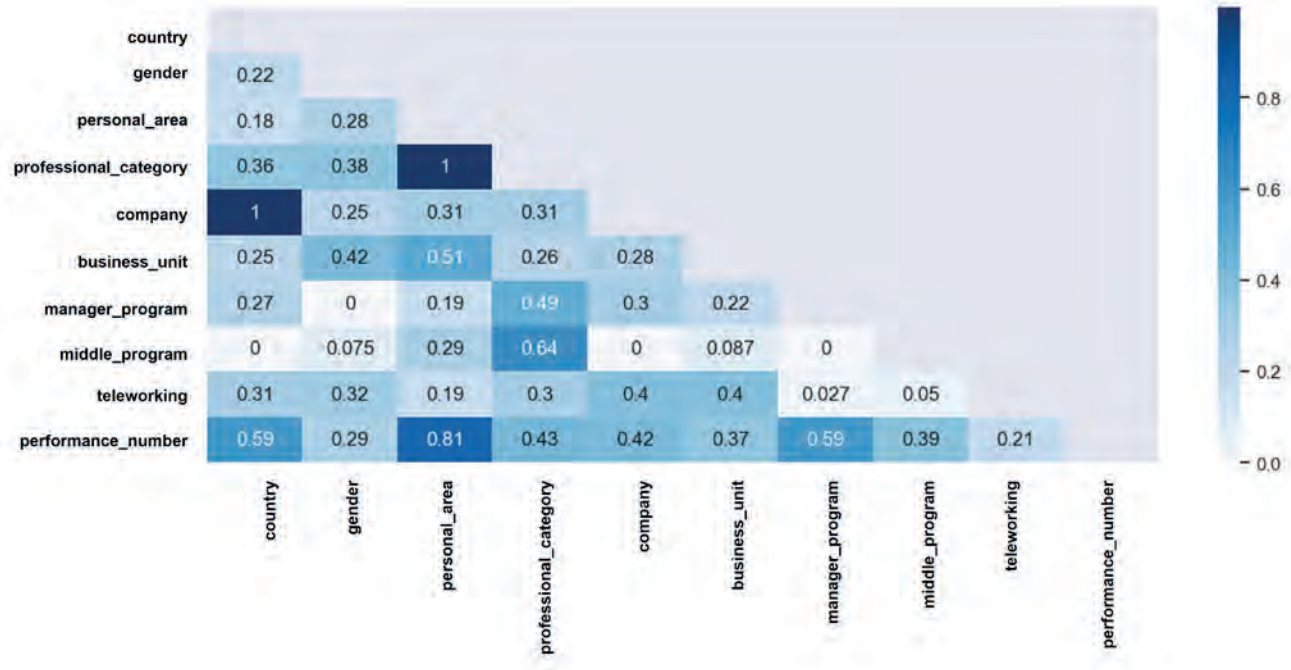


Figure 5.16 Correlation matrix A CV

It's worth noting that in A2, two variables (Manager Program and Middle Manager Program) were removed from the analysis as potential independent variables due to a lack of available data. This was done in order to adapt the selection of independent variables to the specific characteristics of this subgroup and ensure accurate and mean-ingful results.

The results suggest that variables such as "Career mobility ", "Tenure", "Training", “Salary” and "Age" are posi-tively correlated with performance across all groups. It also appears that "Manager Program" and "Middle Man-ager Program" may also be correlated with performance in certain groups. However, some variables such as "Distance from home to work”, “Teleworking” and "Team size” may not have a strong relationship with perfor-mance.

In general, the correlations are not very strong, which means that the variables are not highly related to each other. However, some variables show moderate correlation with performance, such as "Carer mobility" and "Tenure". This suggests that seniority in the position and time since the last position change may be related to better performance.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5.4. Hypothesis testing: regression analysis

In order to further investigate the relationship between our independent variables and performance, we conducted both linear regression analysis and Lasso regression analysis. Unfortunately, the results of both analyses were not encouraging, as we were not able to obtain significant coefficients for any of our independent variables.

In fact, the coefficients we obtained were negative for all three subgroups. For Group A, the values were -15.32 and -0.64 in linear regression and -15.67 and -0.23 in Lasso regression. These results are similar in the subgroups.

While it may appear that the included independent variables are not good predictors of performance based on these results, it's important to consider that the issue may not lie with the variables themselves but rather with the limitations of the methods used.

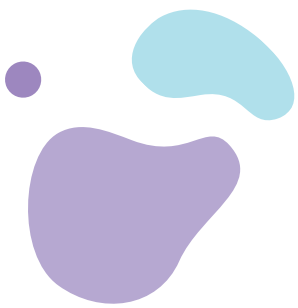
The moderate variation in performance, as demonstrated by the standard deviation (std = 17.47), justifies the need for more sophisticated analysis methods to predict this variable. Linear regression and Lasso regression, while useful for analyzing relationships between variables, may not be optimal for predicting performance with such moderate variation. Random forest models, with their ability to capture complex relationships between variables and account for non-linear effects, may provide a more robust and accurate prediction of performance for Group A and its subgroups. Therefore, we will explore the use of random forest analysis in the next section to predict performance and determine the key factors that contribute to its variability.

5.5. Hypothesis testing: random forest analysis

In this section, we used a series of steps to prepare our data and train a random forest classifier. First, we used one-hot encoding to transform our categorical variables into binary features. Then, we discretized the "performance" variable into two categories: high performance and low performance based on a threshold value of 95. Next, we split our data into predictor variables (X) and target variable (y), and trained a random forest classifier with 100 estimators using the Scikit-Learn library. Finally, we used k-fold cross-validation to evaluate the performance of the model and compared it with other alternatives by calculating the F1 score. The F1 score is a measure of the classifier's accuracy that considers both the precision and recall of the model. Overall, these steps allowed us to build a powerful machine learning model to predict the performance of our target variable based on the selected predictor variables.

Based on the results of the random forest analysis, the model's overall performance on the entire dataset was moderate, with an F1-score of 0.54, indicating that the model has limited predictive power. However, when we consider the subgroups, the results reveal interesting variations. The A1 subgroup had the highest performance, with an F1-score of 0.73, while the A2 subgroup had the lowest performance, with an F1-score of 0.29. These findings indicate that the model has a better ability to predict high performance for Group A1, while it is less effective for Group A2. These insights can be valuable in identifying the factors that contribute to high performance in each subgroup and enhancing their performance accordingly.

The F1-scores highlight that the model may have different predictive capabilities for A1 and A2, indicating the need for further exploration to comprehend the underlying factors contributing to these discrepancies. The findings suggest that the random forest model is a promising approach to predicting performance in this dataset, and additional investigations are necessary to uncover its full potential.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Variable (Group A)	F-Importance (top 10)	Variable (Group A1)	F-Importance (top 10)	Variable (Group A2)	F-Importance (top 10)
salary_usd	*0.12*	*salary_usd*	*0.10*	*age*	*0.14*
T_hours	*0.10*	*tenure*	*0.09*	*salary_usd*	*0.12*
age	*0.09*	*T_hours*	*0.08*	*T_courses*	*0.11*
T_courses	*0.09*	*age*	*0.06*	*tenure*	*0.11*
tenure	*0.09*	*T_courses*	*0.06*	*T_hours*	*0.11*
commute_distance_(km.)	*0.05*	*CM_time_position_(mos.)*	*0.06*	*T_different_courses*	*0.07*
team_size	*0.05*	*team_size*	*0.05*	*commute_distance_(km.)*	*0.06*
T_different_courses	*0.05*	*commute_distance_(km.)*	*0.05*	*CM_time_mobility_(yrs.)*	*0.04*
CM_time_position_(mos.)	*0.05*	*T_different_courses*	*0.04*	*CM_time_position_(mos.)*	*0.04*
CM_time_mobility_(yrs.)	*0.03*	*middle_program*	*0.03*	*children*	*0.01*

Table 5.2 Random Forest Results: Group A and Subgroups Comparison.Source: own elaboration by using Python

The feature importance results obtained from the random forest analysis provide insights into the factors that are most strongly associated with employee performance in each subgroup. In Group A, the most important factor is “salary” with a relatively high feature importance score (0.12). This suggests that higher salaries tend to be associated with better performance. Other important predictors include “training” (T_hours, T_courses) (0.10, 0.09) and “age” (0.09). These variables indicate that employees who have more experience and engage in continuous learning through courses tend to exhibit better performance.

Additional factors such as tenure (0.09), distance to work (0.05), and team size (0.05) also contribute to performance prediction, albeit to a slightly lesser extent. These findings suggest that employees with longer tenure, shorter commuting distances, and a larger network of collaborators may demonstrate better performance.

Upon examining the predictor importance in A1 and A2, it appears that there are no significant differences between the two subgroups. The variables that strongly influence performance in Group A are consistent across both groups. This suggests that these predictors have a significant impact on performance regardless of the subgroup.

The similarities in predictor importance between A1 and A2 indicate that implementing HR strategies focused on these common factors could benefit both subgroups. By emphasizing areas such as salary adjustments, career development opportunities, and training programs, the company can create an environment conducive to improved performance for employees.

Finally, these results demonstrate the usefulness of the Random Forest technique in identifying important factors for job success in different employee groups. Combining the feature importance information with cross-validation results can provide a more complete understanding of the factors contributing to employee performance.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

6. Summary and conclusions

The following section begins with a summary discussion of the key results of this study. The last section refers to the limitations of the study, and the research areas that can be explored in future research.

6.1. Discussion of results

The findings from the feature importance analysis shed light on the potential factors that can influence employee performance. The results suggest that variables with higher importance in the model are positively related to employees' performance, supporting the idea that these characteristics can enhance employee performance. However, it is important to note that correlation does not necessarily imply causation, and further investigation is necessary to establish the true relationship between these variables.

Regarding H1, the analysis has shown that "training" has emerged as a significant predictor for job performance in the studied group. This finding aligns with previous research, particularly in the field of the chemical industry, where training and skill development have been found to have a positive impact on employee performance (Akter, 2016; Al Karim, 2019).

However, the "Middle Manager Program" and "Manager Program" did not emerge as significant predictors of performance in this analysis. This could be attributed to the fact that these programs are specifically implemented for employees identified as high potential or possessing special skills. As these programs may target a selective subset of employees, their limited influence on the analyzed dataset may explain their lack of significance as predictors in this study.

Regarding telecommuting/teleworking, although it was not identified as a significant predictor of performance in this particular sample, it is important to note that the sample size may have been insufficient to fully evaluate its impact. Telecommuting has been the subject of numerous studies highlighting both its benefits and challenges in terms of productivity and job performance. However, compared to the total sample and considering the studied groups, the percentage analyzed may have been small, limiting the ability to draw definitive conclusions about its relationship with performance in this specific study.

In relation to H2, the analysis revealed that "tenure" emerged as one of the most influential factors in predicting employee performance, along with "salary" and "team size." Additionally, "career mobility" was found to have a significant impact. However, while these variables do contribute to employee performance, their effects may not be as pronounced as those of other factors included in the model.

Conversely, the variable "professional category" did not emerge as a significant predictor of employee performance. This lack of significance suggests that other variables may have a stronger influence on performance than the professional category alone.
As for H3, "distance from home to work" was found to be an important factor overall, suggesting that the proximity of employees' residences to their workplaces significantly influences their performance.

Finally, the results provided partial support for H4, as "personnel area", “business unit” and "society" did not emerge as top factors in any group, indicating that their influence on performance may be limited.

Overall, results provide empirical support for the notion that employee development programs and flexible work arrangements can enhance performance. However, it is important to acknowledge that this approach is not exhaustive. The model's inability to predict all aspects of performance may be due to its focus on organizational rather than individual characteristics. Future research could explore this issue in greater depth. Furthermore, our study highlights the importance of using sophisticated analytical techniques, particularly when dealing with low-variability variables such as "performance".

Turning to the question of why model A1 outperforms model A2 in terms of prediction accuracy within a random forest framework, despite both models employing the same predictor variables, several factors come into play. It is plausible that there are unobserved or unmeasured variables that have varying impacts on performance outcomes across the two groups. These hidden factors, including individual motivations, personal circumstances, and team dynamics, could contribute to the divergence in predictive accuracy between A1 and A2, despite sharing the same set of predictors.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Additionally, the discrepancy may be attributed to the sample size differences between A1 and A2. With A1 having a considerably smaller sample, the populations represented are likely to be significantly distinct, resulting in greater differentiation and potentially enhancing prediction accuracy. Conversely, in A2, despite having a larger sample, the population may exhibit greater homogeneity, posing challenges for accurate prediction.

6.2. Limitations of the study

As with any research study, there are limitations and assumptions that need to be considered when interpreting the results. One limitation of this study is that we have assumed that employee performance is accurately evaluated in the company, but this may not necessarily be the case. Although measures have been taken to ensure that performance is evaluated fairly, such as constructing it using the average scores of employees over the past three years, no performance evaluation model is perfect, as managers may have biases or may manipulate scores to favor certain outcomes, given that performance is often tied to incentives. This issue has been documented in prior research, highlighting the need for caution when interpreting performance data (e.g., Javidmehr & Ebrahimpour, 2015; Prendergast & Topel, 1993). Therefore, future studies could benefit from examining the validity and reliability of performance measures across different organizations and contexts.

Another potential limitation of this study is that the variables used were obtained from the organization's system, and it is possible that some variables that affect performance may not have been included. Additionally, the study assumes that the variables included in the analysis have a linear relationship with the company's performance.

Additionally, the study is based on cross-sectional data, which limits the ability to make causal inferences. While the study identifies significant associations between the variables, it is not possible to establish a cause-and-effect relationship. Future studies could employ longitudinal data to establish causality.

Overall, while this study provides valuable insights into the factors that impact employee performance in a multinational chemical company, caution should be exercised in generalizing the findings and interpreting the results.

6.3. Future research directions

This study has shed light on the factors that can predict employee performance in a multinational chemical company. However, there are still areas that warrant further investigation. Specifically, while our findings suggest that machine learning models may outperform traditional statistical methods in predicting employee performance, additional research is needed to confirm this claim. In particular, it would be worthwhile to explore whether variables with low variance are better predicted using machine learning models compared to traditional methods such as regression.

Another potential avenue for future research is to examine the relationship between employee performance and other factors such as job satisfaction and engagement. While our study focused primarily on demographic and work arrangement factors, there may be other factors that have a significant impact on employee performance that were not explored here.

Finally, it would be beneficial to replicate this study in other industries to determine if the findings are consistent across different contexts. Additionally, conducting longitudinal studies would provide insight into how these factors influence employee performance over time.

In summary, this study opens up new areas of inquiry into the predictors of employee performance in a multinational chemical company. Further research in these areas could provide valuable insights for practitioners looking to improve their workforce management strategies.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

7. References

- Abdulkhaliq, S. S., & Mohammadali, Z. M. (2019). The impact of job satisfaction on employees' performance: A case study of Al Hayat Company-Pepsi Employees in Erbil, Kurdistan Region-Iraq. Management and Economics Review, 4(2), 163-176.
- Akter, N. (2016). Employee training and employee development is the predictors of employee performance; a study on garments manufacturing sector in Bangladesh. IOSR Journal of Business and Management, 18(11), 48-57.
- Allen, T. D., Golden, T. D., & Shockley, K. M. (2015). How effective is telecommuting? Assessing the status of our scientific findings. Psychological science in the public interest, 16(2), 40-68.
- Alexander III, E. R., Penley, L. E., & Jernigan, I. E. (1992). The relationship of basic decoding skills to managerial effectiveness. Management Communication Quarterly, 6(1), 58-73.
- Al Karim, R. (2019). Impact of different training and development programs on employee performance in Bangladesh perspective. International Journal of Entrepreneurial Research, 2(1), 8-14.
- Amponsah-Tawiah, K., Annor, F., & Arthur, B. (2016). Linking commuting stress to job satisfaction and turnover intention: The mediating role of burnout. Journal of Workplace Behavioral Health, 31, 104-123. https://doi.org/10.1080/15555240.2016.1159518.
- Aropah, V. D. W., Sarma, M. M., & Sumertajaya, I. (2020). Factors Affecting Employee Performance during Work from Home. International Research Journal of Business Studies, 13(2).
- Awaysheh, A., Bonet, R., & Ortega, J. (2023). Performance feedback and productivity: Evidence from a field experiment. Production and Operations Management, 32(1), 98-115.
- Cattell, A. (2006), "Improving Employee Performance through Workplace Coaching: A Practical Guide to Performance Management", Industrial and Commercial Training, Vol. 38 No. 2, pp. 106-106. https://doi.org/10.1108/00197850610653180
- Clark, B., Chatterjee, K., Martin, A., & Davis, A. (2020). How commuting affects subjective wellbeing. Transportation, 47, 2777-2805.
- Cerasoli, C. P., Nicklin, J. M., & Ford, M. T. (2014). Intrinsic motivation and extrinsic incentives jointly predict performance: A 40-year meta-analysis. Psychological Bulletin, 140(4), 980-1008.
- Dauda, Y. A., & Akingbade, W. A. (2011). Technological change and employee performance in selected manufacturing industry in Lagos state of Nigeria. Australian journal of business and management research, 1(5), 32-43.
- DeNisi, A. S., & Murphy, K. R. (2017). Performance Appraisal and Performance Management: 100 Years of Progress? Journal of Applied Psychology, 102(3), 421-433. https://doi.org/10.1037/apl0000085.
- Diamantidis, A. D., & Chatzoglou, P. (2019). Factors affecting employee performance: an empirical approach. International Journal of Productivity and Performance Management, 68(1), 171-193.
- Farid, M. A. B. M., Kee, D. M. H., Mohamad, M. S. B., Hameem, M. S. U. B., & Zulkafli, A. Z. B. (2020). The Role of Leadership and Leaders' Behavioral Characteristic on Employees: A Study of Petronas Berhad. International Journal of Applied Business and International Management (IJABIM), 5(3), 63-68.
- Flegl, M., Depoo, L., & Alcázar, M. (2022). The Impact of Employees' Training on Their Performance Improvements. Quality Innovation Prosperity, 26(1), 70–89. https://doi.org/10.12776/qip.v26i1.1665.
- Gilbreath, B., & Benson, P. G. (2004). The Contribution of Supervisor Behavior to Employee Psychological Well-being. Work & Stress, 18(3), 255-266.
- Griffin, M. A., Patterson, M. G., & West, M. A. (2001). Job satisfaction and teamwork: The role of supervisor support. Journal of Organizational Behavior: The International Journal of Industrial, Occupational and Organizational Psychology and Behavior, 22(5), 537-550.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

- Huselid, M. A. (1995). The Impact of Human Resource Management Practices on Turnover, Productivity, and Corporate Financial Performance. Academy of Management Journal, 38(3), 635-672.
- Iskamto, D. (2021). Stress and its impact on employee performance. International Journal of Social and Management Studies, 2(3), 142-148.
- Javidmehr, M., & Ebrahimpour, M. (2015). Performance appraisal bias and errors: The influences and consequences. International Journal of Organizational Leadership, 4, 286-302.
- Joshi, A., & Roh, H. (2009). The role of context in work team diversity research: A meta-analytic review. Academy of management journal, 52(3), 599-627.
- Judge, T. A., Thoresen, C. J., Bono, J. E., & Patton, G. K. (2001). The Job Satisfaction–Job Performance Relationship. Psychological Bulletin, 127(3), 376-407. https://doi.org/10.1037/0033-2909.127.3.376
- Kalambayi, J., Onojaefe, D., Kasse, S., & Tengeh, R. (2021). The influence of leadership styles on employee performance in construction firms. EUREKA: Social and Humanities, 1(1), 34-48. https://doi.org/10.21303/2504-5571.2021.002037.
- Kariuki, A., & Murimi, C. (2015). Employee empowerment and organization performance of Tata chemicals Magadi Ltd, Kenya.
- Khan, M. I. (2012). The Impact of Training and Motivation on Performance of Employees. Business Review, 7. https://doi.org/10.54784/1990-6587.1205
- Khan, A., Alamdar, N., Nawaz, M., Aleem, M., & Hamed, W. (2014). Impact of job satisfaction on employee performance: An empirical study of autonomous Medical Institutions of Pakistan. Journal of International Studies, 7, 11. https://doi.org/10.14254/2071-8330.2014/7-1/11
- Karasek, R. A. (1979). Job Demands, Job Decision Latitude, and Mental Strain: Implications for Job Redesign. Administrative Science Quarterly, 24(2), 285-308.
- Koopmans, L., Bernaards, C. M., Hildebrandt, V. H., De Vet, H. C. W., & van der Beek, A. J. (2013). Measuring individual work performance: Identifying and selecting indicators. Work: A Journal of Prevention, Assessment, and Rehabilitation, 48, 241-252. https://doi.org/10.3233/WOR-131659.
- Lather, A. S., Malhotra, R., Saloni, P., Singh, P., & Mittal, S. (2019, November). Prediction of employee performance using machine learning techniques. In Proceedings of the 1st International Conference on Advanced Information Science and System (pp. 1-6).
- Liang, P. J., Rajan, M. V., & Ray, K. (2008). Optimal team size and monitoring in organizations. The Accounting Review, 83(3), 789-822.
- Livingstone, L. P., Roberts, J. A., & Chonko, L. B. (1995). Perceptions of internal and external equity as predictors of outside salespeoples' job satisfaction. Journal of personal selling & sales management, 15(2), 33-46.
- McDaniel, M. A., Schmidt, F. L., & Hunter, J. E. (1988). Job experience correlates of job performance. Journal of applied psychology, 73(2), 327.
- McEnrue, M. P. (1988). Length of experience and the performance of managers in the establishment phase of their careers. Academy of Management Journal, 31(1), 175-185.
- Medoff, J. L., & Abraham, K. G. (1980). Experience, performance, and earnings. The Quarterly Journal of Economics, 95(4), 703-736.
- Motyka, B. (2018). Employee engagement and performance: a systematic literature review. International Journal of Management and Economics, 54(3), 227-244.
- Nguyen, T. L., & Giang, P. X. (2019). Improving employee performance in industrial parks: an empirical case of garment enterprises in Binh Duong province, Vietnam. European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education, 10(1), 44-58.
- Ng, T. W., & Feldman, D. C. (2013). Does longer job tenure help or hinder job performance?. Journal of Vocational Behavior, 83(3), 305-314.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

- Page, N. C., & Nilsson, V. O. (2017). Active commuting: workplace health promotion for improved employee well-being and organizational behavior. Frontiers in psychology, 7, 1994.
- Prendergast, C., & Topel, R. (1993). Discretion and bias in performance evaluation. European Economic Review, 37(2-3), 355-365.
- Rasool, T., Warraich, N. F., & Sajid, M. (2022). Examining the impact of technology overload at the workplace: A systematic review. SAGE Open, 12(3), 21582440221114320.
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., Mitchell, R., & Gudergan, S. P. (2020). Partial least squares structural equation modeling in HRM research. The International Journal of Human Resource Management, 31(12), 1617-1643.
- Riyanto, S., Endri, E., & Herlisha, N. (2021). Effect of work motivation and job satisfaction on employee performance: Mediating role of employee engagement. Problems and Perspectives in Management, 19(3), 162.
- Santos, J. P., Caetano, A., & Tavares, S. M. (2015). Is training leaders in functional leadership a useful tool for improving the performance of leadership functions and team effectiveness?. The Leadership Quarterly, 26(3), 470-484.
- Schmidt, S. (2007). The Relationship between Satisfaction with Workplace Training and Overall Job Satisfaction. Human Resource Development Quarterly, 18, 481-498. https://doi.org/10.1002/hrdq.1216.
- Schmidt, F. L., Hunter, J. E., & Outerbridge, A. N. (1986). Impact of job experience and ability on job knowledge, work sample performance, and supervisory ratings of job performance. Journal of applied psychology, 71(3), 432.
- Singh, H., Jamil, R., Baroto, M. B., Hussin, M., Boyi, Y., & Singh, S. (2017). Impact of financial and non-financial incentives on employee performance. Advanced Science Letters, 23(1), 146-150.
- Spies, M. (2006). Distance between home and workplace as a factor for job satisfaction in the North-West Russian oil industry. Fennia-International Journal of Geography, 184(2), 133-149.
- Sugiarti, E. (2022). The Influence of Training, Work Environment and Career Development on Work Motivation That Has an Impact on Employee Performance at PT. Suryamas Elsindo Primatama In West Jakarta. International Journal of Artificial Intelligence Research, 6(1).
- Suryadi, Y., FoEh, J. E., & Manafe, H. (2022). Employee Productivity Determination: In Work Life Balance (WLB), Work From Home (WFH), Information Technology (IT) and Work Flexibility. Indonesian Interdisciplinary Journal of Sharia Economics (IIJSE), 5(2), 730-750.
- Tamimi, M., & Sopiah, S. (2022). The Influence of Leadership Style on Employee Performance: A Systematic Literature Review. International Journal of Economics, Business and Management Research, 1(2), 128-138. https://doi.org/10.54099/ijebm.v1i2.360.
- Tett, R. P., & Meyer, J. P. (1993). Job satisfaction, organizational commitment, turnover intention, and turnover: Path analyses based on meta-analytic findings. Personnel Psychology, 46(2), 259-293.
- Tubre, T. C., & Collins, J. M. (2000). Jackson and Schuler (1985) revisited: A meta-analysis of the relationships between role ambiguity, role conflict, and job performance. Journal of management, 26(1), 155-169.
- Van Knippenberg, D., Nishii, L. H., & Dwertmann, D. J. (2020). Synergy from diversity: Managing team diversity to enhance performance. Behavioral Science & Policy, 6(1), 75-92.
- Wright, T. A., Cropanzano, R., & Bonett, D. G. (2007). The moderating role of employee positive well being on the relation between job satisfaction and job performance. Journal of occupational health psychology, 12(2), 93.
- Yuan, J. (2022, May). Big Data Analysis in Human Resources Management: Performance Prediction Based on Employee Network. In 2022 5th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD) (pp. 389-395). IEEE.
- Zhang, Y., Xu, S., Zhang, L., & Yang, M. (2021). Big data and human resource management research: An integrative review and new directions for future research. Journal of Business Research, 133, 34-50.
- Zohar D. (2010). Thirty years of safety climate research: Reflections and future directions. Accident Analysis & Prevention, 42, 1517–1522.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

8. Appendix: additional tables and figures

Variable	MOTIVATIONS FOR INCLUSION IN THE STUDY
tenure	*Tenure in the company has been previously investigated in relation to employee performance (Ng & Feldman, 2013; McDaniel et al., 1998; Schmidt et al., 1986). According to Schmidt et al. (1986), seniority in the company may be positively related to performance as employees with more time in the company may have a better understanding of processes and greater loyalty to the organization. However, Medoff and Abraham (1980) suggest that the relationship between seniority and performance may be more complex as employees with very long seniority may lose motivation and productivity.*
professional category	*Some studies suggest that professional category is related to job performance (McDaniel et al., 1998; Tubre & Collins, 2000). Specifically, it has been found that employees with a higher professional category tend to have better job performance than those with a lower category.*
training	*Previous studies suggest that employee training is positively related to job performance in the highly specialized chemical industry (Al Karim, 2019; Kariuki & Murimi, 2015). Schmidt (2007) found that training is related with job performance and job satisfaction, as well as their motivation and commitment to the organization. Al Karim (2019) argue that training is essential to improving employee performance, especially in complex jobs that require technical skills and decision-making abilities.*
team size	*While there are no studies indicating a direct relationship between the number of employees reporting to a manager and employee performance, research suggests that team size can impact job satisfaction and perception of the work environment. Griffin et al.'s 2001 study found that managers with larger teams reported lower levels of job satisfaction, while Liang et al.'s 2008 study suggested that team size can impact perceptions of the work environment, which in turn may affect team performance.*
career mobility	*The length of time in a position may be related to the acquisition of specific skills and knowledge needed to perform a job successfully. Furthermore, McEnrue (1988) study found that the average length of a job position can impact employee performance as it may influence their level of experience and knowledge in their area of work. Therefore, the amount of time employees take to switch positions within the same company could be related to their job performance.*
distance from home to work	*Limited and contradictory evidence exists regarding the relationship between home-to-work distance and employee performance. Spies (2006) found that greater distance negatively affected job satisfaction. Similarly, Amponsah-Tawiah, et al. (2016) observed a relationship between home-to-work distance, job satisfaction, and employee retention. However, these studies primarily focus on the impact on job satisfaction and retention rather than direct employee performance.*
salary	*There are studies that have found a relationship between salary and employee performance. For example, a study by Singh et al. (2017) found that financial and non-financial incentives have a strong influence on the respondents' performance. Additionally, a study by Livingstone et al. in 1995 found that the perception of salary equity was related to job satisfaction and commitment.*
teleworking	*Telecommuting has been studied in relation to job performance in several research works (Allen et al., 2015; Suryadi et al., 2022). According to Suryadi et al. (2022), telecommuting can enhance employees' job performance as it enables them to work in a more comfortable and distraction-free environment, which can increase their motivation and productivity. Additionally, telecommuting can allow for greater flexibility in work schedules and reduce stress associated with daily commuting.*
Manager Program & Middle Manager Program	*For example, Santos et al. (2015) notes that leadership training can improve managers' ability to motivate and direct their employees, which in turn can lead to greater productivity and performance. In addition, Alexander et al. (1992) found that managers who have better communication and teamwork skills had more productive teams.*

Table 4.1 Independent variables. Source: own elaboration

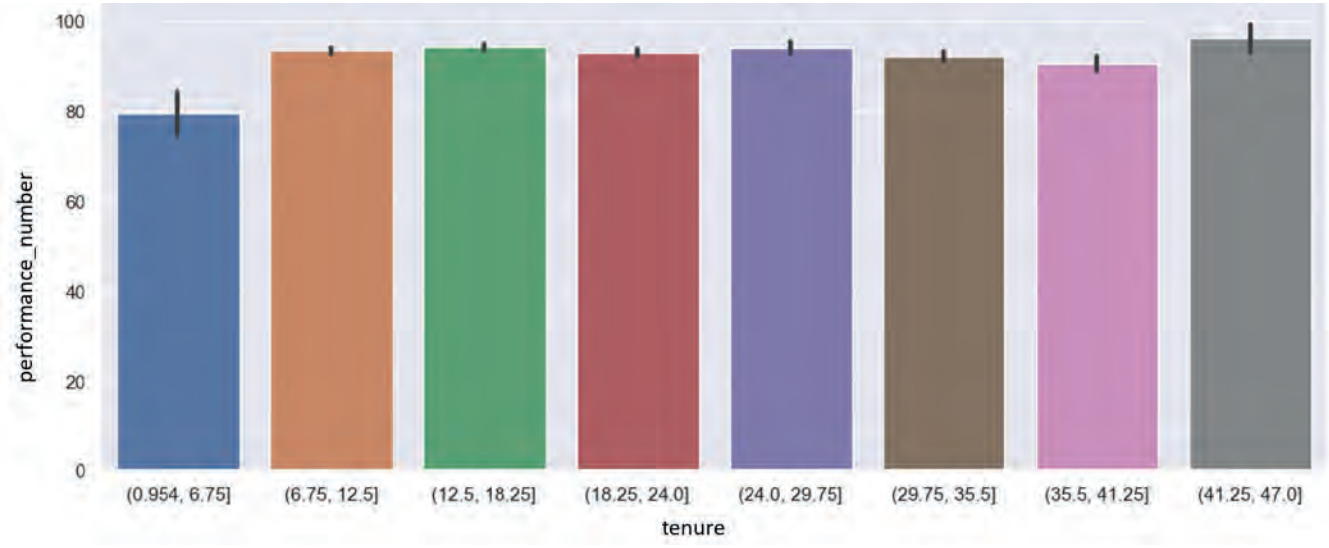


Figure 5.1 Relationship between Performance and Tenure (Group A)

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

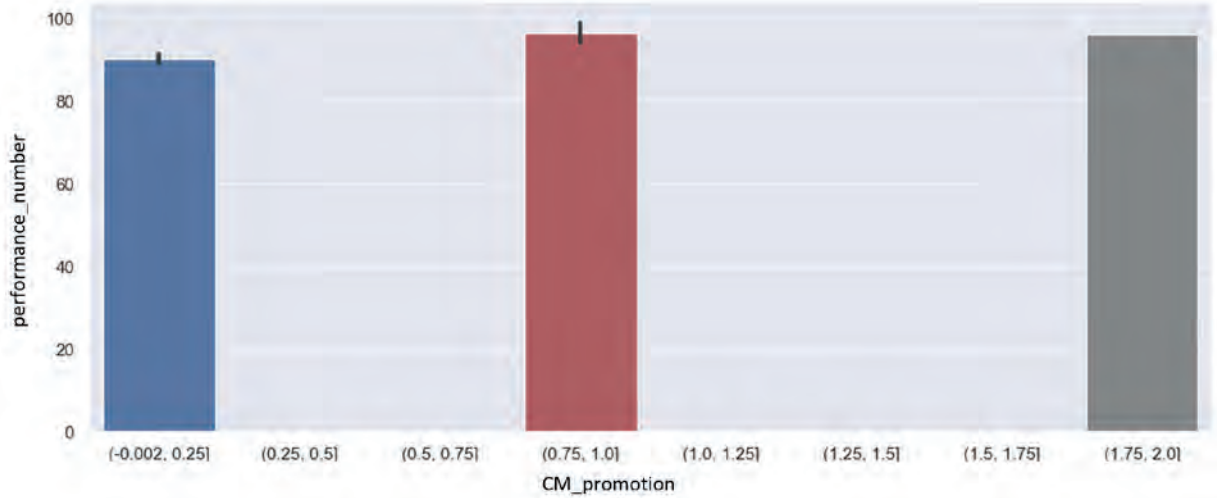


Figure 5.2 Relationship between Performance and Promotion (Group A)

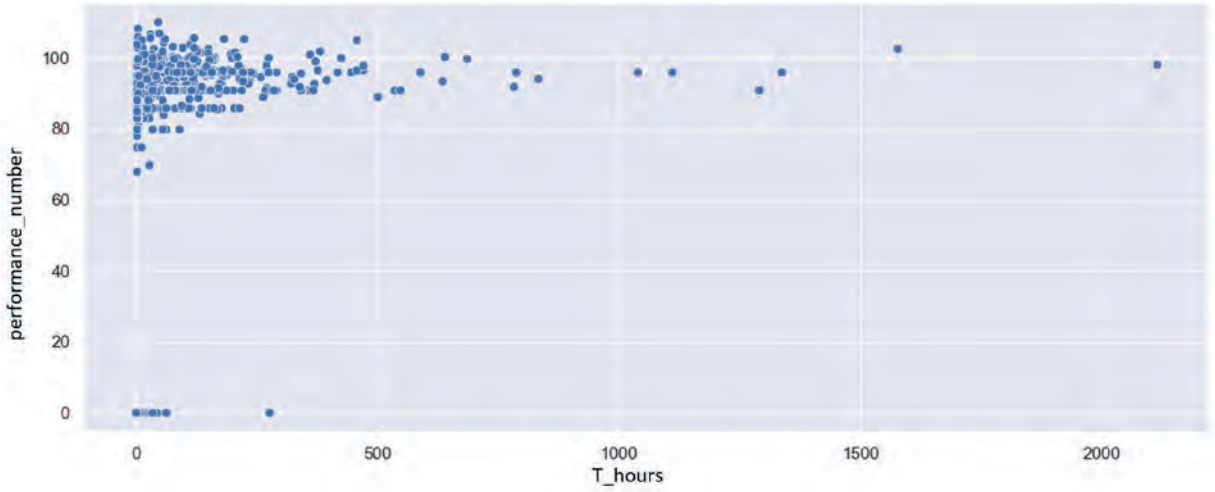


Figure 5.3 Relationship between Performance and Training hours (Group A)

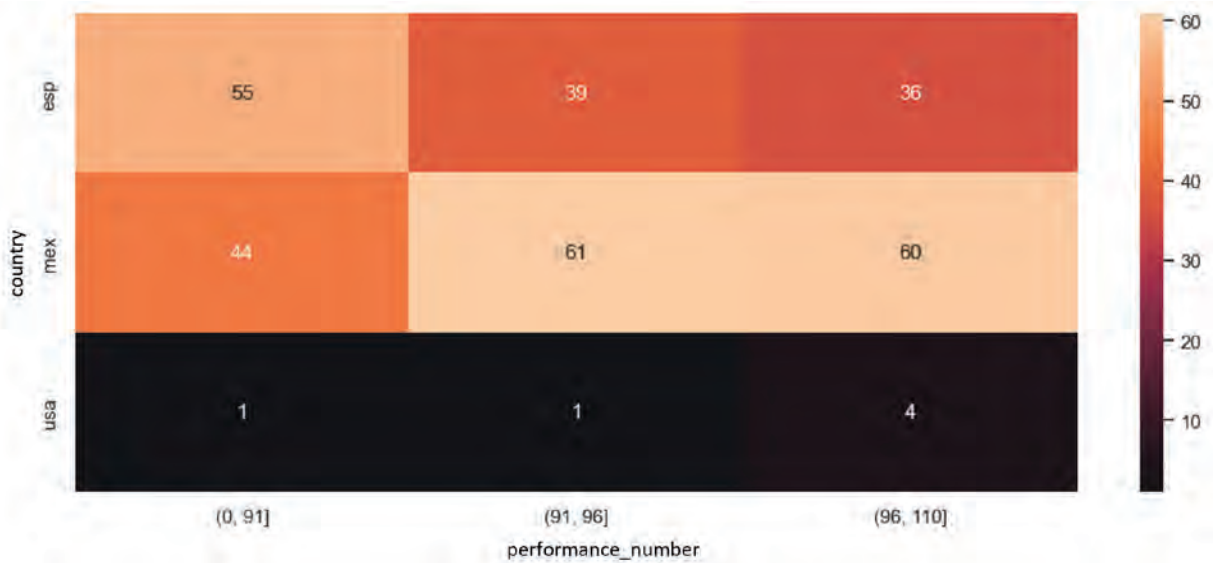


Figure 5.4 Relationship between Performance and Country (Group A)

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

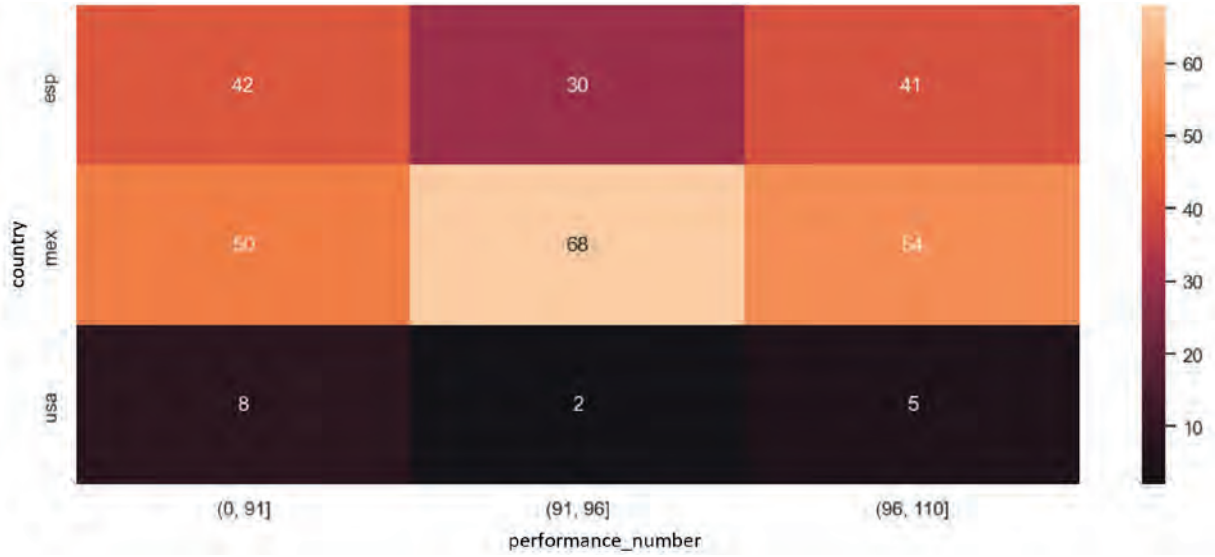


Figure 5.5 Relationship between Performance and Country (Group A1

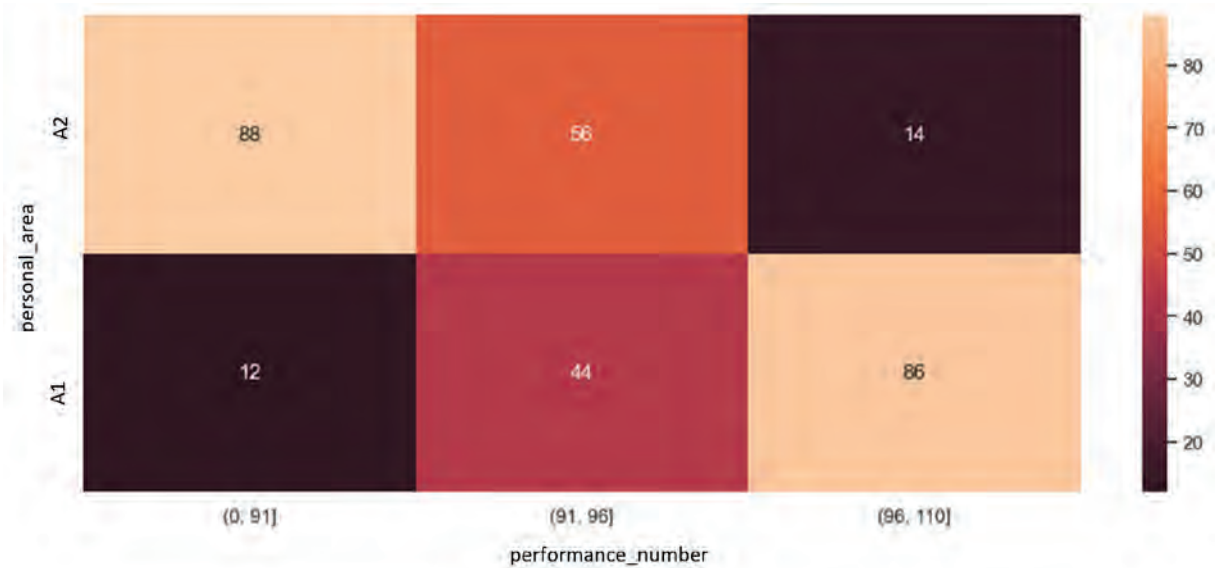


Figure 5.6 Relationship between Performance and Personal Area (Group A)

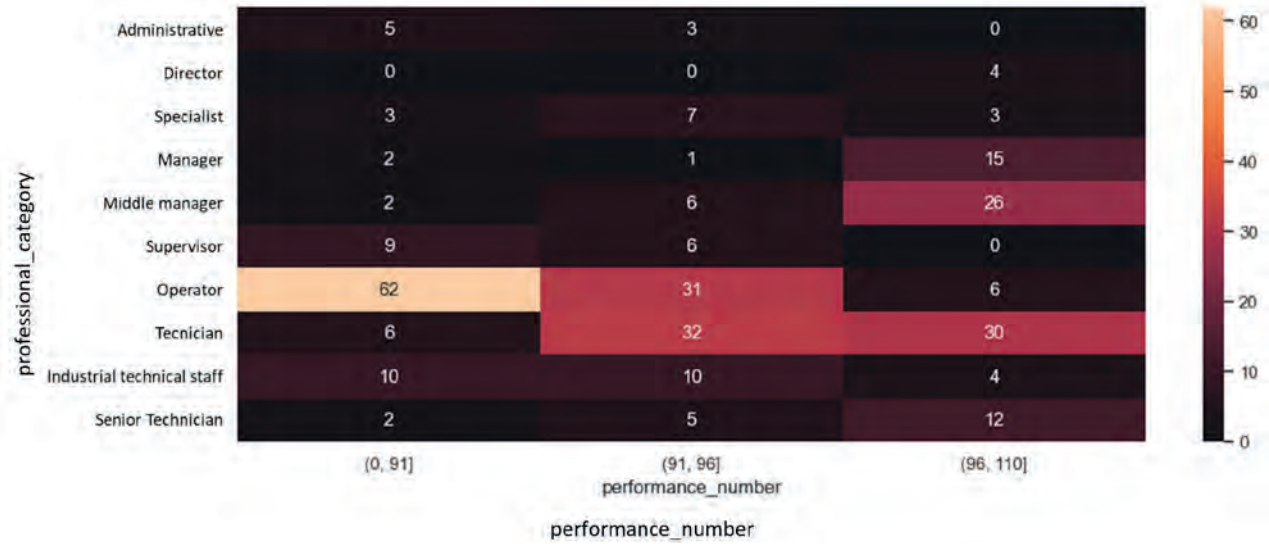


Figure 5.7 Relationship between Performance and Professional category (Group A)

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

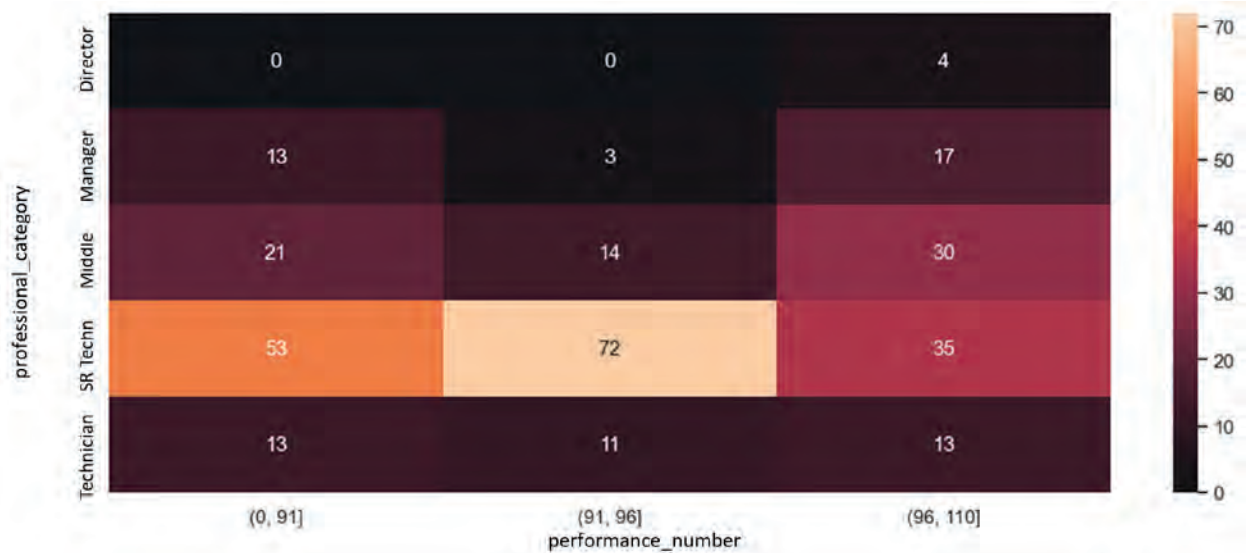


Figure 5.8 Relationship between Performance and Professional category (Group A1)

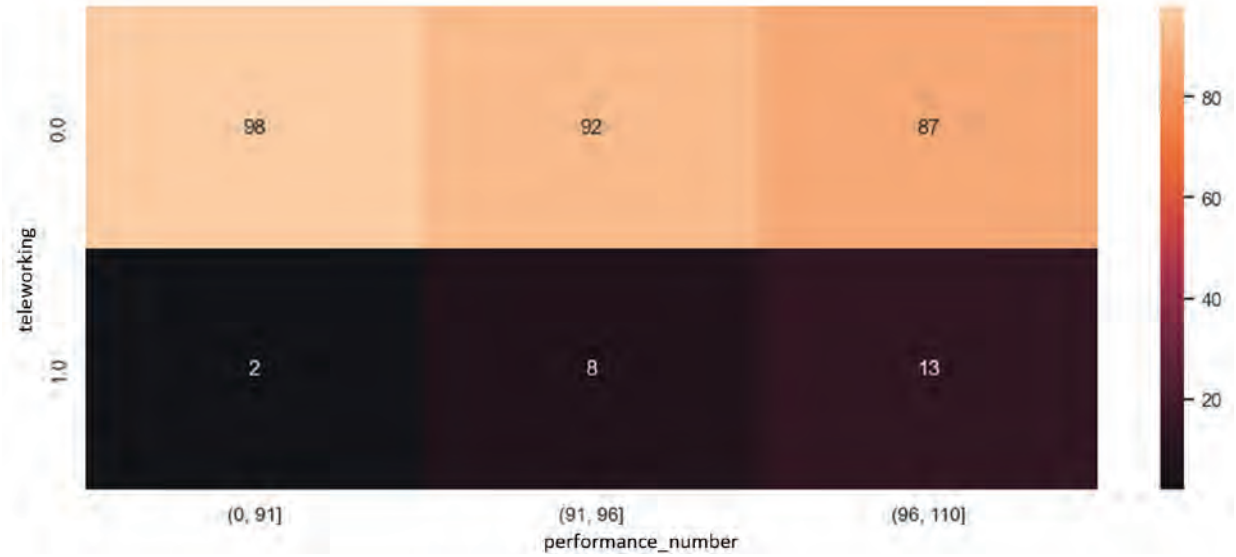


Figure 5.9 Relationship between Performance and Teleworking (Group A)

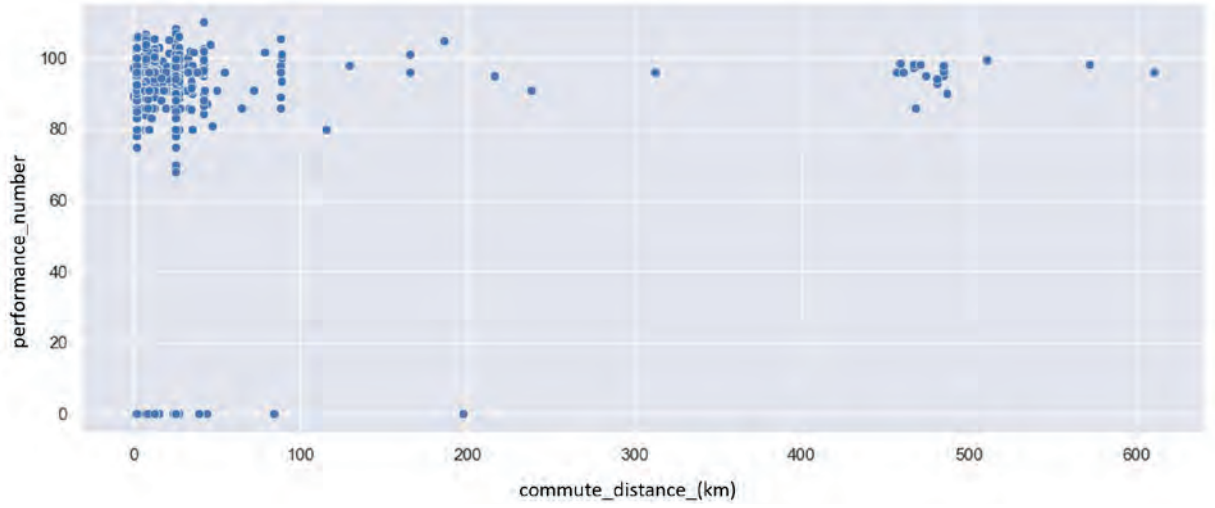


Figure 5.10 Relationship between Performance and Commute distance (Group A)

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

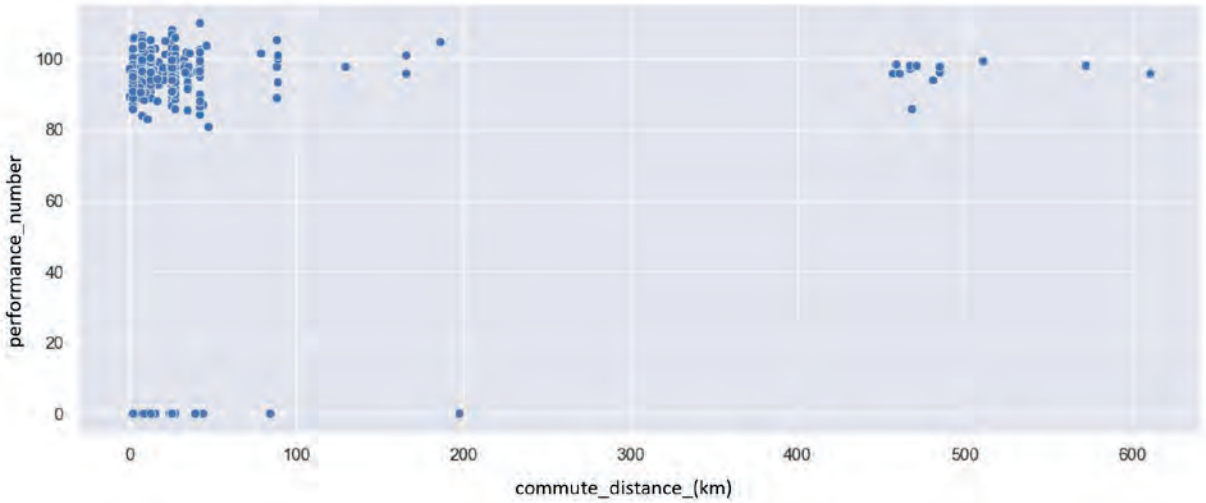


Figure 5.11 Relationship between Performance and Commute distance (Group A1

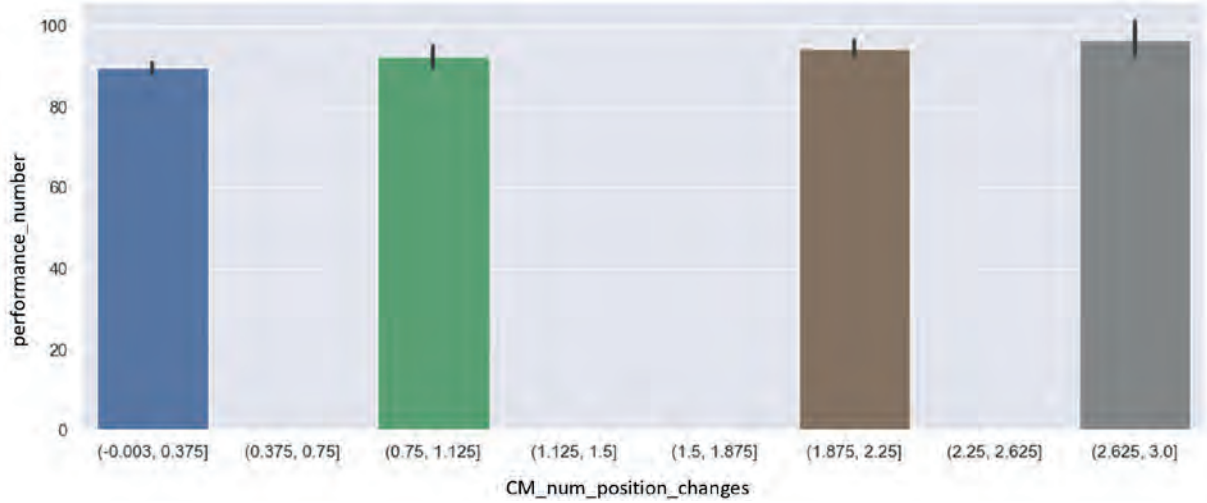


Figure 5.12 Relationship between Performance and CM_num_position_changes (Group A)

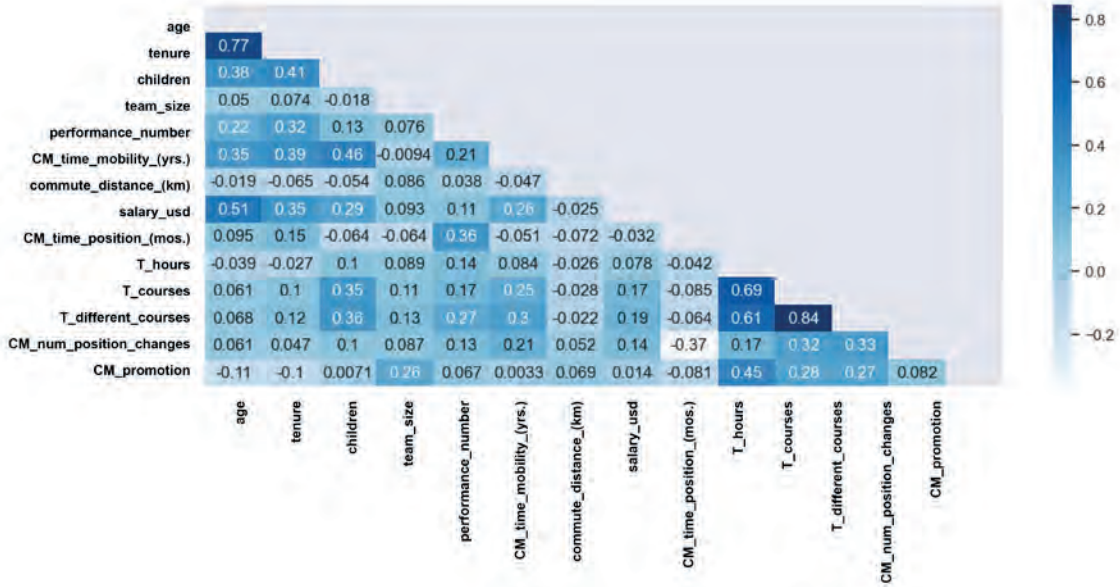


Figure 5.14 Correlation Matrix A1 Numerical Variables

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

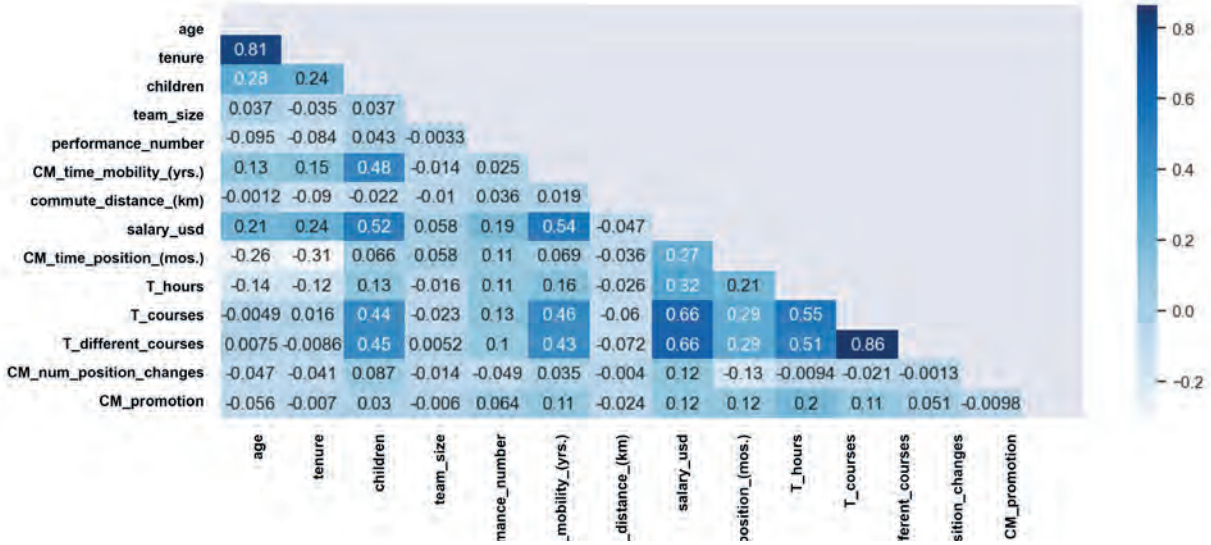


Figure 5.15 Correlation Matrix A2 Numerical Variables



Figure 5.17 Correlation Matrix A1 Categorical Variables

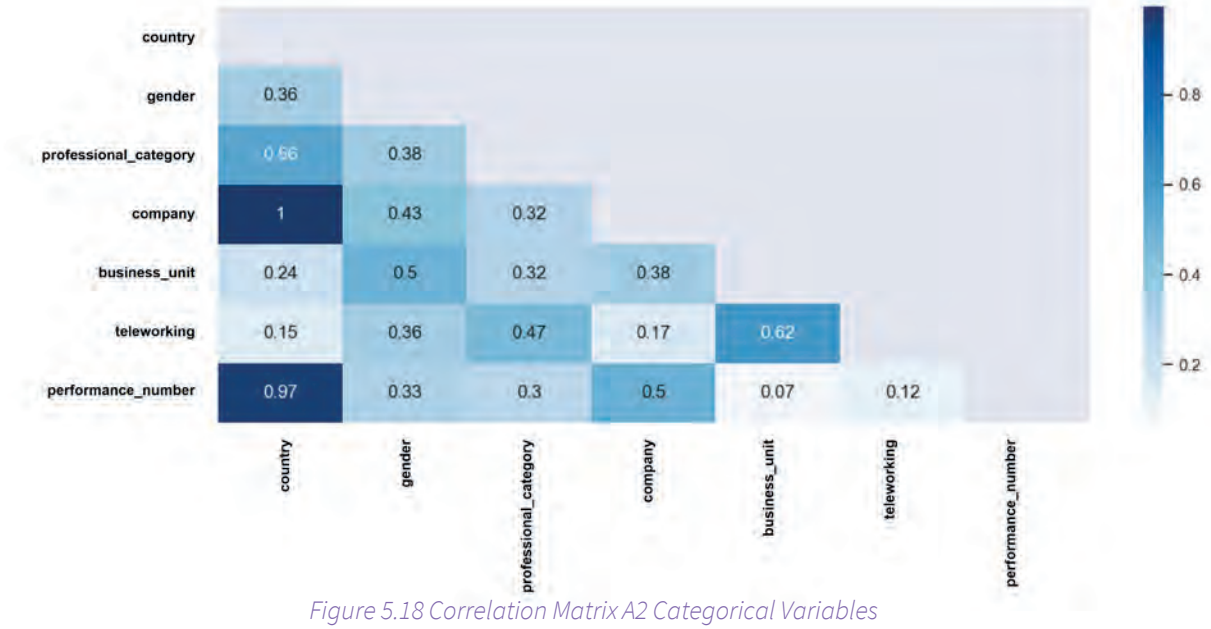


Figure 5.18 Correlation Matrix A2 Categorical Variables

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.03

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.03

Nuestras Relaciones Importan: Explorando el Efecto de la Red de Interacciones de los Equipos de Trabajo en su Desempeño.

Relationships Matter: Exploring the Network's Effect in the Performance of Teamworks.

Nuria Alandi González
Universidad Autónoma de Madrid

Correo electrónico:
alandi.gonzalez.nuria@gmail.com

Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/nuriaalandigonzález/

Received: 12 may 2023
Received in revised form: 29 july 2023
Accepted: 8 september 2023
Available on-line: 29 november 2023

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave
Redes de Interacción, Desempeño de Equipo, Trabajo en Equipo, Análisis de Redes, ONA

Resumen

A través del análisis de redes se estudió el papel de diferentes medidas de red como factores moderadores de la relación entre la competencia de trabajo en equipo de los equipos y el desempeño de estos en contextos universitarios. A partir de una muestra de 20 equipos de trabajo, se confirmó el carácter moderador de las medidas de red Grado Medio, Grado Máximo de Entrada, Centralización de Grado y Centralización de Intermediación, sobre la varianza explicada por la competencia de trabajo en equipo de los equipos sobre desempeño de los mismos. El estudio permitió enlazar dos líneas de investigación actualmente en auge: el análisis de redes y el análisis competencial del trabajo en equipo, poniendo el foco en el logro de la efectividad de los equipos de trabajo.

Keywords
Network, Team Performance, Teamwork, Network Analysis, ONA

Abstract

Network Measures were studied as moderating factors in the relation between teamwork competency and work team performance in university contexts. With a sample of 20 work teams, this moderating ability was confirmed in network measures Average Degree, Maximum Entry Degree, Centralisation Degree and Intermediation Centralisation Degree over the variability in team work performance explained by teamwork competency of their members. This analysis allowed to connect two rising study lines: network analysis and teamwork competency analysis oriented to team effectiveness.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

1. Introducción

Numerosas organizaciones escogen hoy en día los equipos como unidades básicas de trabajo (Rico et al., 2010), pues han mostrado el potencial para ofrecer una mayor adaptabilidad, productividad, creatividad y resolución a los problemas organizacionales (Salas et al., 2005). Un equipo puede definirse como el conjunto de dos o más personas que presentan roles definidos e interdependencia en la consecución de objetivos comunes (Salas et al., 1992). La presencia de un contexto organizacional, que influye sobre los equipos y además se ve influido por el resultado de sus tareas, permite hablar de equipos de trabajo (Kozlowski et al., 2003, Rico et al., 2010).

Dada la relevancia que los equipos de trabajo tienen en el contexto y resultados organizacionales, no resulta extraño que la habilidad para trabajar en equipo sea actualmente una de las más demandadas por las empresas. Además, el hecho de que diferentes estudios hayan incidido en la relevancia de las competencias de trabajo en equipo para lograr la efectividad de los equipos (Aguado et al., 2014), resulta en la existencia hoy en día de una relación positiva entre la capacidad de trabajar en equipo y la empleabilidad (De Prada et al., 2002). Al respecto, la Asociación de Universidades Americanas, publicó en 2010 un estudio que revelaba que un 71% de los empleadores consideran la competencia de trabajo en equipo uno de los resultados educacionales más relevantes (Stemler y DePascale, 2016). Hablar de resultado educacional, nos permite entender dicha competencia como aprendida y con capacidad de mejora (Kozlowski e Ilgen, 2006; Salas et al., 2008). Asimismo, nos permite trasladar la relevancia de esta competencia también a contextos educacionales, como las universidades, donde una vez más vemos reflejados los esquemas organizacionales, y observamos día a día cómo se establece un modelo basado cada vez más en los equipos de trabajo.

Hasta la fecha, diferentes autores han buscado definir competencias de trabajo en equipo. Stevens y Campion (1994, 1999), diseñaron al respecto un cuestionario, el Teamwork Knowledge, Skill, Ability Test (TWKSAT), a partir de un modelo que identifica cinco competencias relacionadas con el trabajo en equipo, que influyen y se ven influidas por el desempeño de los equipos, y que son comunes a todos ellos (Aguado et al., 2014). Los autores incluían las competencias de (1) resolución de conflictos, (2) resolución colaborativa de problemas, (3) comunicación, (4) establecimiento de metas y gestión del empeño, y (5) planificación y coordinación de tareas.

No obstante, más allá de los equipos de trabajo, y de las competencias de sus miembros para el trabajo en equipo, el desempeño dependerá asimismo de la presencia de cierto conjunto de cogniciones, actitudes y comportamientos (Salas et. Al, 2008). El mejor resultado implicará que los miembros del grupo se integren, compartan información, se coordinen y cooperen para lograr las tareas. La existencia de esta interdependencia y la influencia de estos contactos sociales en el desempeño final de los equipos, ha llevado al auge en los últimos años del análisis de redes organizacionales, que pasó de estudiarse en 14 artículos en el año 2000, a darse en 838 artículos en el año 2015 (Cárdenas, 2016).

El análisis de redes surge como aproximación teórica y metodológica centrada en el estudio de relaciones, consideradas enlaces entre individuos (Rodríguez, 2005) que dan lugar a información y recursos, y establecen dinámicas de ayuda mutua que influyen positivamente en la obtención de resultados (Zhang et al., 2019). Las relaciones estudiadas pueden ser de cualquier tipo, y darse en cualquier contexto (Cárdenas, 2016). El estudio de estos enlaces en el contexto de las organizaciones nos permitiría hablar de análisis de redes organizacionales.

Este análisis relacional es explicado por los autores basado en dos mecanismos: interno y externo. El modelo externo habla de la existencia de enlaces o relaciones débiles entre los miembros de una organización, que les da lugar a información y recursos que generan resultado. El modelo interno hace referencia a enlaces o relaciones fuertes entre los miembros de la red, que aumentan la motivación para ser de ayuda al resto. Según los autores, la ayuda mutua entre los miembros de un equipo influye positivamente en su resultado (Zhang et al., 2019).

Las redes organizacionales tienden a presentar diferentes patrones de relación entre sus miembros, surgiendo así estructuras que influyen y generan distintos resultados para la organización (Fatas et al., 2010). Cada tipo de relación dará acceso a los individuos a diferente información y recursos, lo que, por tanto, afectará de forma distinta al resultado del equipo y a su efectividad (Zhang et al. 2019).

Diferentes investigaciones han seguido esta línea, aportando evidencias de cómo la estructura de los equipos influye en sus relaciones, y cómo esto tiene efecto

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

asimismo en los resultados de los equipos y de las organizaciones (Fatas et al., 2010). No obstante, la correlación entre la cantidad de relaciones establecidas por los miembros de un equipo dentro de una red y su desempeño no es directa. Se observa cómo equipos con el mismo número de enlaces obtienen resultados muy diferentes desde el punto de vista organizacional (Fatas et al., 2010). Por ello, enfoques que tengan en cuenta diferentes medidas de red, que permitan conocer más datos sobre las relaciones de sus miembros, tendrán un mayor valor explicativo sobre el desempeño de los equipos y de la organización.

Al respecto, Iacobucci incluye en Wasserman et al. (1994) un capítulo orientado a la terminología y conceptos de la teoría de grafos, donde además describe varias medidas de análisis de redes (a nivel individual y grupal), que aportan un mayor valor descriptivo y explicativo a dicho análisis.

El profesional interesado puede profundizar en el estudio del análisis de redes a través de lecturas como Social Network Analysis (Knoke et al., 2008) o Driving Results Through Social Networks (Cross et al., 2008), una introducción al análisis de redes en organizaciones. En el artículo Mi primer Análisis de Redes Organizacionales con R: una guía paso a paso para principiantes (Ramírez et al., 2002), podrá encontrar una guía del análisis de redes en R.

Con el objetivo de lograr la efectividad de los equipos, a través del entendimiento de los procesos que influyen y desembocan en su desempeño, el presente análisis busca estudiar la relación entre las medidas de red, la competencia de trabajo en equipo de los equipos y el desempeño de los mismos.

1.1. Análisis de redes, competencias para trabajar en equipo y desempeño de equipo

Hasta la fecha, la literatura ha hablado de la efectividad de los equipos en base a las competencias de los miembros para el trabajo en equipo, y al mismo tiempo, haciendo referencia a la necesidad de que los individuos se encuentren integrados, compartan información, se coordinen y cooperen (Salas et al., 2008). Ambas medidas han obtenido resultados favorables como predictores por separado, lo que ha permitido mejorar las estrategias organizacionales para impulsar la efectividad de los equipos y, por tanto, de la organización.

No obstante, resulta ahora determinante estudiar el tipo de relación a esperar entre ambos conceptos: las medidas de red y la competencia individual para trabajar en equipo. Diferentes estudios mencionan la influencia entre procesos individuales, de equipo y organizacionales. Al respecto, algunos autores hablan del carácter moderador de procesos a niveles superiores, sobre procesos de niveles inferiores y sobre salidas (outcomes) (Kozlowski et al., 2000). Trasladado a nuestro análisis, podríamos hablar de la existencia de enlaces (relaciones) entre los miembros de la organización estudiada como un proceso a nivel superior, y de las competencias de equipo y el desempeño de estos como nivel inferior y salidas, respectivamente.

En línea con lo anterior, el objetivo de nuestro estudio es explorar el papel que juega la interacción del individuo con su red sobre la relación que existe entre las competencias individuales para trabajar en equipo y el desempeño de los equipos de trabajo.

En primer lugar, los cuestionarios distribuidos nos permiten contar con información sobre la competencia de trabajo en equipo a nivel individual y nivel de equipo, así como sobre el desempeño individual y de equipo. En esta ocasión, solo las variables a nivel de equipo resultarán relevantes para nuestros análisis.

Además, a partir de esta muestra se ha obtenido una edgelist sobre las relaciones entre los estudiantes de la clase. A partir de la petición “Del listado de todos los alumnos de clase elige aquellos a los que recurres cuando necesitas saber algo respecto de la dinámica de las asignaturas (cuándo se entregan los trabajos, pedir apuntes, recordar alguna cuestión, etc.,)”, se han obtenido datos relacionales, presentando cada individuo enlaces (relaciones) de entrada y salida. Como ejemplo, si el estudiante A ha respondido mencionando a los estudiantes L y M, contará con dos enlaces de salida. Si al mismo tiempo A ha sido escogido por E, A tendrá un enlace de entrada.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Contando con una red formada por los miembros de la clase universitaria, y habiendo dentro de dicha red grupos previamente establecidos, se ha decidido realizar un análisis multinivel de los datos, diferenciando entre:

Nivel de Equipo: se entiende el equipo como el grupo formado voluntariamente por los estudiantes al inicio de la asignatura para realizar las tareas de clase. Por ejemplo, el equipo Alfa podría estar formado por los alumnos A, B y C. A nivel de equipo se ha estudiado la competencia de trabajo en equipo (Trabajo en Equipo (TWCT) Equipo), y el desempeño (Desempeño Equipo).

Nivel de Redes de equipo: se entiende como red de equipo aquella formada por los miembros de un equipo de trabajo, que forman parte de la red de equipo por el hecho de ser miembros del mismo, más el resto de individuos con los que estos miembros establecen enlaces (de entrada o salida). Por ejemplo, el equipo Alfa, que en el ejemplo está formado por los alumnos A, B y C, da lugar a la red de equipo Alfa, a la que pertenecen A, B y C, pero también por D y E. La presencia de E y D se deberá, por ejemplo, a que A y C hayan escogido a E a la hora de responder a la pregunta planteada, generando enlaces con él, y a que D haya escogido a A a la hora de responder a la pregunta.

A nivel de red de equipo se han estudiado las medidas de red: Distancia Media entre Pares, Diámetro, Densidad, Grado Medio, Grado Máximo de Entrada, Grado Máximo de Salida, Reciprocidad, Transitividad, Centralización de Grado y Centralización de Intermediación.

2. Método

2.1. Muestra

82 estudiantes con una edad media de 22 años (desviación típica de 1,24), de los que un 86,6% eran mujeres, un 9,8% hombres, un 1,2 % género no binario, y un 2,4% prefirió no indicarlo. En el curso 2019/2020, cuando los datos fueron recogidos, pertenecían al cuarto curso del grado en Psicología en la Universidad Autónoma de Madrid. Los estudiantes de la muestra formaban parte de grupos de trabajo que habían diseñado al inicio del curso con el objetivo de realizar las tareas de la asignatura, dando lugar a 20 grupos de entre 3 y 6 miembros. El muestreo utilizado fue intencional, no probabilístico. Los datos se obtuvieron durante la evaluación final del cuatrimestre, tras la realización de varios trabajos en equipo.

2.2. Medidas

Para el estudio se utilizaron un total de 17 medidas, obtenidas a partir de cuatro cuestionarios distintos, y del análisis de redes realizado sobre la muestra.

Competencia para Trabajar en Equipo. Esta medida refleja la competencia de trabajo en equipo presentada por el equipo. Para obtenerla se utilizó el Teamwork Competency Test (Aguado et al., 2014), un cuestionario formado por 36 ítems a los que el individuo debe responder con qué frecuencia (1=nunca/casi nunca, 4=siempre/casi siempre), realiza cierto comportamiento en situaciones relacionadas con el equipo de trabajo. La medida del equipo se obtuvo mediante el promedio de las puntuaciones individuales obtenidas por los miembros del equipo.

Potencia Equipo. La medida indica el grado en el que los miembros del equipo de trabajo consideran que su equipo de trabajo puede abordar con éxito los diferentes problemas a los que se enfrentan en el momento actual o en el futuro. Para ello se utilizó el cuestionario de Dinámica de Salud del Equipo (O'Neill et al., 2017). El cuestionario está formado por 63 ítems, siendo dichos ítems afirmaciones sobre el equipo o sobre las percepciones individuales acerca del equipo (por ejemplo, "nos apoyamos los unos a los otros cuando hace falta" o "los miembros del equipo coordinamos nuestras actividades entre nosotros"). El individuo debe responder a cada una de estas afirmaciones en función de su grado de acuerdo, siguiendo una escala de medida tipo Likert 1-5 (1=totalmente en desacuerdo, 5=totalmente de acuerdo). La puntuación de potencia del equipo es el promedio de puntuaciones individuales en los ítems del cuestionario relacionados con la potencia del equipo de trabajo.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Satisfacción Equipo. La medida Satisfacción Equipo se obtuvo a partir del cuestionario de Dinámica de Salud del Equipo (O'Neill et al., 2017). Para ello, se calculó el promedio de puntuaciones de los miembros de cada equipo en los ítems que hacían referencia a la satisfacción con el equipo, dando lugar a una puntuación de equipo para dicha competencia.

Seguridad Psicológica Equipo. La medida Seguridad Psicológica Equipo se obtuvo a partir del cuestionario de Dinámica de Salud del Equipo (O'Neill et al., 2017). Para ello, se calculó el promedio de puntuaciones de los miembros de cada equipo en los ítems que hacían referencia a la seguridad psicológica del equipo, dando lugar a una puntuación de equipo para dicha competencia.

Desempeño en la Tarea del Equipo. Para medir el rendimiento del equipo se utilizó el Individual Work Performance Questionnaire (IWPQ) (Koopmans, 2015). Es un cuestionario de autoevaluación compuesto por 18 afirmaciones acerca de la frecuencia en que cada individuo realiza ciertos comportamientos relacionados con el trabajo (0-4, siendo 0 "raramente" y 4 "siempre", o 0-4 siendo 0 "nunca" y 4 "a menudo"). Ejemplos de dichos comportamientos serían "he sido capaz de establecer prioridades" o "he gestionado bien mi tiempo". A partir de dichos ítems, el cuestionario permite analizar tres dimensiones del desempeño en el trabajo: el desempeño en la tarea, el desempeño contextual y los comportamientos contra-productivos. La puntuación del equipo se calculó mediante el promedio de la puntuación obtenida por cada miembro en los ítems que hacen referencia exclusivamente al desempeño de tarea.

Adaptabilidad del Equipo. La medida se obtuvo a partir de la escala de Marqués Quinteiro et al. (2015), formada por 8 ítems en los que cada individuo debe indicar su grado de acuerdo (1-7, siendo 1 "totalmente en desacuerdo" y 7 "totalmente de acuerdo") con afirmaciones que evalúan las dimensiones resolución creativa de problemas, gestión de situaciones inciertas e inesperadas en el trabajo, aprendizaje de tareas, tecnologías y procedimientos en el trabajo, y gestión del estrés por trabajo. La puntuación del equipo se obtuvo mediante el promedio de las puntuaciones que los miembros de cada equipo habían obtenido en la escala.

Desempeño del Equipo. La medida es el promedio de las puntuaciones del equipo en Potencia Equipo, Satisfacción Equipo, Seguridad Psicológica Equipo, Desempeño en la Tarea Equipo y Adaptabilidad Equipo.

MEDIDAS DE RED

Mediante el análisis de redes se obtuvieron 10 medidas más. Para la construcción de la red se utilizó la siguiente pregunta: "Del listado de todos los alumnos de clase elige aquellos a los que recurres cuando necesitas saber algo respecto de la dinámica de las asignaturas (cuándo se entregan los trabajos, pedir apuntes, recordar alguna cuestión, etc.,)". Cada individuo respondió mencionando a aquellos otros estudiantes a los que elegirían en el contexto planteado. Se consideraron las redes de equipo como subgrafos dentro de la red, formado cada uno por el conjunto de miembros de dicho equipo, más los individuos de la muestra que no forman parte del equipo, pero con los que los miembros establecen enlaces, considerando que un individuo establece enlace con otro cuando lo escoge como respuesta a la cuestión planteada (enlace de salida), o cuando es escogido como respuesta (enlace de entrada). Así, se consideró una red de equipo aquella formada por los miembros de un equipo de trabajo, que forman parte de la red de equipo por el hecho de ser miembros del mismo, más el resto de individuos con los que estos miembros establecen enlaces (de entrada o salida). De esta forma, el equipo Alfa, formado por los alumnos A, B y C, daría lugar a la red de equipo Alfa, formada inevitablemente por los alumnos A, B y C, pero también por D y E. La presencia de E y D se debería, por ejemplo, a que A y C hubiesen escogido a E a la hora de responder a la pregunta planteada, generando enlaces con él, y a que D hubiese escogido a A, a la hora de responder a la pregunta. Con ello se obtuvieron un total de veinte redes de equipo, una por cada equipo de la muestra. Para cada una de estas redes de equipo se calculó su puntuación en las medidas de red propuestas por Iacobucci en Wasserman et al. (1994). Distancia Media entre Pares, Diámetro, Densidad, Grado Medio, Grado Máximo de Entrada, Grado Máximo de Salida, Reciprocidad, Transitividad, Centralización de Grado y Centralización de Intermediación.

Distancia Media entre Pares. La medida se calculó a partir de la distancia media obtenida por los pares en cada red de equipo. La distancia media constituye el promedio de enlaces observados entre los nodos que componen la red.

Diámetro. La medida se calculó a partir del diámetro obtenido por cada red de equipo, siendo dicho diámetro la distancia máxima posible entre dos nodos de la red.

Densidad. La medida se calculó a partir de la puntuación de densidad obtenida por cada red de equipo, y hace

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

referencia a la cantidad observada de enlaces existentes, entre el número de enlaces posibles.

Grado Medio. La medida se calculó a partir de la puntuación de grado medio obtenida por cada red de equipo, y hace referencia al promedio de enlaces por nodo obtenido en la red, considerando enlaces de entrada y salida.

Grado Máximo de Entrada. La medida se calculó a partir de la puntuación de grado máximo de entrada obtenida por cada red de equipo, y hace referencia al máximo de enlaces de entrada obtenidos por un nodo en dicha red.
Grado Máximo de Salida. La medida se calculó a partir de la puntuación de grado máximo de salida obtenida por cada red, y hace referencia al máximo de enlaces de salida obtenidos por un nodo en dicha red.

Reciprocidad. Se calculó a partir de la puntuación de reciprocidad obtenida por cada red de equipo, y hace referencia a en qué medida los nodos de dicha red establecen enlaces mutuamente entre sí.

Transitividad. Se calculó a partir de la puntuación de transitividad o cluster obtenida por cada red de equipo, y hace referencia a las triadas existentes sobre todas las posibles. Un ejemplo de triada se daría cuando el nodo A se relaciona con B, el nodo B está relacionado con C, y el nodo C se relaciona asimismo con A. La medida de transitividad aporta visibilidad sobre la existencia en la red de casos en los que los nodos que tienen enlaces en común con otros, están al mismo tiempo conectados entre sí.

Centralización de Grado. Se calculó a partir de la puntuación de centralización de grado obtenida por cada red de equipo, y hace referencia a la existencia entre los nodos de la red de valores similares de grado (de entrada y salida), o si por el contrario dichos valores se encuentran muy polarizados entre sus miembros. El grado de cada nodo haría referencia a su cantidad de enlaces de entrada (grado de entrada) y/o salida (grado de salida).

Centralización de Intermediación. Se calculó a partir de la puntuación de centralización de intermediación obtenida por cada red de equipo, y hace referencia a la existencia entre los nodos de la red de valores similares de intermediación, o si por el contrario dichos valores se encuentran muy polarizados entre sus miembros. La intermediación de cada nodo haría referencia a la cantidad de veces que un nodo se encuentra situado entre otros dos nodos, que entre sí mismos no establecen enlaces directos.

2.3. Análisis de datos

Para el análisis de datos se utilizó la versión 4.1.2 de R studio y el IBM SPSS Statistics 22. Como primer paso se calcularon estadísticos descriptivos y correlaciones entre todas las variables de estudio.

Con el objetivo de conocer si existía o no moderación por parte de las medidas de red de equipo sobre la relación entre la Competencia para Trabajar en Equipo y el Desempeño del Equipo, se diseñaron 10 modelos de moderación distintos, siguiendo el planteamiento de Hayes (2017). Para cada uno de ellos, se escogió como variable independiente la Competencia para Trabajar en Equipo, y como variable dependiente Desempeño Equipo. La variable moderadora fue en cada uno de los modelos una de las medidas de red de equipo: Distancia Media entre Pares, Diámetro, Densidad, Grado Medio, Grado Máximo de Entrada, Grado Máximo de Salida, Reciprocidad, Transitividad, Centralización de Grado y Centralización de Intermediación.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3. Resultados

3.1. Análisis descriptivo

En la Tabla 1 pueden observarse las inter-correlaciones entre las variables del estudio. Como era de esperar las correlaciones entre la Competencia para Trabajar en Equipo y las diferentes variables consideradas en el Desempeño del equipo son altas, positivas y significativas.

La medida de Desempeño del Equipo presenta también una correlación positiva y significativa con las medidas de red: Grado máximo de Entrada, Centralización de Grado y Centralización de Intermediación. Y correlaciona de forma significativa y negativa con Densidad y Transitividad.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos e intercorrelaciones

		M	DT	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	*TWCT Eq.*	3,1		1																
2	*Desempeño en la Tarea Eq.*	4.1	.4	.50*	1															
3	*Adaptabilidad Eq.*	5.6	.6	.67**	.79**	1														
4	*Potencia Eq.*	4	.6	.50*	.62**	.72**	1													
5	*Satisfacción Eq.*	4.2	.5	.60**	.35	.59**	.72**	1												
6	*Seguridad Psicológica Eq.*	3.7	.3	.45*	.12	.18	.28	.42	1											
7	*Desempeño Eq.*	0	.8	.71**	.76**	.87**	.88**	.80**	.513*	1										
8	*Distancia Media entre Pares*	1.8	.5	-.07	.26	.22	.27	-.06	-.28	.12	1									
9	*Diámetro*	3.8	1.3	.15	.44	.31	.42	.13	.13	.38	.69**	1								
10	*Densidad*	0.3	.2	-.19	-.69**	-.61**	-.73**	-.33	-.06	-.64**	-.58**	-.56**	1							
11	*Grado Medio*	5	1.3	.24	.09	.19	.03	.27	.25	.21	.19	.48*	.06	1						
12	*Grado Máximo de E.*	5.2	2.1	.37	.38	.46*	.22	.27	.44	.46*	.26	.50*	-.37	.67**	1					
13	*Grado Máximo de S.*	5.7	2.3	.31	.41	.39	.16	.18	.27	.37	.31	.48*	-.29	.71**	.73**	1				
14	*Reciprocidad*	.7	.1	-.09	-.50*	-.35	-.39	-.09	.25	-.29	-.29	-.34	.61**	.25	.05	.11	1			
15	*Transitividad*	.5	.2	-.26	-.62**	-.46*	-.63**	-.35	-.30	-.62**	-.20	-.33	.76**	.21	-.31	-.21	.29	1		
16	*Centralización de Grado*	.3	.1	.43	.63**	.63**	.36	.41	.19	.59**	-.06	.08	-.36	.34	.57**	.72**	-.10	-.36	1	
17	*Centralización de Interm.*	.3	.2	.59**	.58**	.65**	.47*	.516*	.33	.67**	.29	.44	-.36	.64**	.73**	.80**	-.02	-.29	.77**	1

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3.2. Análisis de regresión

La Tabla 2 refleja la capacidad explicativa de las Medidas de Red sobre el Desempeño de los Equipos de Trabajo. El modelo resulta significativo (p=.008), con un coeficiente de regresión de .709, lo que nos permite aceptar sus predicciones sobre la relación entre las variables estudiadas. Planteando como explicativas las variables Distancia Media entre Pares, Densidad y Centralización de Intermediación se obtiene significación (p<0.05), pudiendo por tanto la variación en estas medidas explicar la varianza en el Desempeño del Equipo. El resto de Medidas de Red no pueden considerarse explicativas, al obtener resultados no significativos.

Tabla 2. Capacidad explicativa de las medidas de red sobre la varianza del desempeño de los equipos. Variable explicada *Desempeño del Equipo*

	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados		
	B	Error estándar	Beta	t	Sig.
Distancia Media	-1,204	0,519	-0,71	-2,319	0,046
Diámetro	0,142	0,183	0,224	0,778	0,456
Densidad	-4,444	1,824	-1,007	-2,436	0,038
Grado Medio	0,006	0,217	0,009	0,025	0,98
Grado Máximo de E.	-0,09	0,089	-0,232	-1,01	0,339
Grado Máximo de S.	-0,107	0,131	-0,3	-0,818	0,435
Reciprocidad	1,369	1,484	0,203	0,923	0,38
Transitividad	0,403	1,314	0,096	0,307	0,766
Centr de Grado	-1,452	2,489	-0,248	-0,583	0,574
Centr de Intermediación	5,385	1,765	1,045	3,052	0,014

R^2 ajustado= .709 p =.008

3.3 Análisis de moderación

La Tabla 3 refleja los resultados de cada uno de los diez modelos de moderación planteados para responder a nuestra pregunta de investigación.

Todos los modelos resultaron significativos, obteniéndose valores p por debajo de .004 y un R cuadrado superior a .5 en todos los ellos. Sin embargo, en los modelos que incluían como variable moderadora Distancia media entre Pares, Diámetro, Densidad, Grado Máximo de Salida, Reciprocidad y Transitividad, se observó que, al plantear cada una de estas medidas como moderadora no se obtenía significación. Así, el análisis de moderación establece que Grado Medio, Grado Máximo de Entrada, Centralización de Grado y Centralización de Intermediación, están moderando la relación entre la Competencia para Trabajar en Equipo y el Desempeño del Equipo.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Tabla 3. Capacidad de moderación de medidas de red sobre la relación entre la competencia de trabajo en equipo de los equipos y su desempeño

	Coeff	Se	T	P	LLCI	ULCI
Variable moderadora *Distancia media entre Pares*						
TWCT Eq.	.078	.073	1070	.300	-.076	.233
Distancia media entre Pares	.514	4.35	.118	.907	-.726	9.75
TWCT x Dist. Media	-.002	.040	-.0518	.959	-.088	.084
R^2 = .533 p =.005						
Variable moderadora Diámetro						
TWCT Eq.	.112	.090	1237	.233	-.080	.305
Diámetro	1376	2.46	.558	.584	####	6603
TWCT x Diámetro	-.011	.022	-.486	.633	-.059	.037
R^2 = .587 p =.002						
Variable moderadora Densidad						
TWCT Eq.	.062	.041	1510	.150	-.025	.149
Densidad	-2683	14009	-.191	.850	####	####
TWCT x Densidad	.003	.130	.025	.979	-.273	.279
R^2 = .772 p = .000						
Variable moderadora Grado Medio						
TWCT Eq.	.448	.163	2749	.014	.102	.794
Grado Medio	8418	3.61	2325	.033	.744	####
TWCT x Grado Medio	-.074	.032	####	.034	-.142	-.006
R^2 = .630 p = .001						
Variable moderadora Grado Máximo de Entrada						
TWCT Eq.	.215	.055	3903	.001	.098	.332
Grado Máximo de E.	3100	1060	2923	.009	.852	5349
TWCT x Grado Máximo de E.	-.026	.009	####	.011	-.046	-.006
R^2 = .700 p = .000						
Variable moderadora Grado máximo de Salida						
TWCT Eq.	.130	.064	2022	.060	-.006	.267
Grado Máximo de S.	1228	1160	1058	.305	####	3688
TWCT x Grado Máximo de S.	-.010	.010	####	.328	-.032	.011
R^2 = .557 p = .003						
Variable moderadora Reciprocidad						
TWCT Eq.	-.037	.125	-.296	.770	-.302	.227
Reciprocidad	-21056	22351	-.942	.360	####	####
TWCT x Reciprocidad	.177	.203	.874	.394	-.253	.609
R^2 = .576 p = .002						
Variable moderadora Transitividad						
TWCT Eq.	-.007	.056	-.127	.900	-.125	.111
Transitividad	-16607	11748	####	.976	####	8309
TWCT x Transitividad	.132	.106	1248	.229	-.092	.357
R^2 = .733 p = .000						
Variable moderadora Centralización de Grado						
TWCT Eq.	.214	.051	4168	.000	.105	.323
Centralización de Grado	50050	15225	3287	.004	####	####
TWCT x Centr. de Grado	-.428	.135	####	.006	-.716	-.141
R^2 = .753 p =.000						
Variable moderadora Centralización de Intermediación						
TWCT Eq.	.131	.042	3134	.006	.042	.220
Centralización de Interm.	28094	12251	2293	.035	2120	####
TWCT x Centr. de Interm.	-.234	.109	####	.048	-.466	-.002
R^2 = .688 p = .000						

Nota. Variable X x Variable Moderadora = paso de moderación, se incluyen dos variables independientes y se estudia su relación con la variable dependiente. Coeff = Coeficientes de regresión no estandarizados; se = error estándar ; p= significación; LLCI= límite inferior; ULCI= límite superior ; R^2 = R cuadrado. Eq. = Equipo; Dist. Media = Distancia media entre pares; Grado Máximo de E. = Grado Máximo de Entrada; Grado Máximo de S. = Grado Máximo de Salida; Centr. =Centralización; Interm. =Intermediación.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

En la Tabla 4 se muestra el efecto condicional de la Competencia para Trabajar en Equipo como predictora del desempeño de los equipos en función del valor de las medidas de red como variables moderadoras. Como se ve, el efecto moderador del Grado Medio (Figura 1) resulta significativo cuando la medida refleja puntuaciones bajas o medias (en este caso, de 4 o 5, donde se obtienen valores p de .001 y .000 respectivamente), pero no cuando refleja puntuaciones altas (en este caso, de 6.48, que obtiene una significación de .489 y un intervalo de confianza entre -.138 y.068). Ello indica que el efecto de moderación del Grado Medio se produce en los niveles bajos del Desempeño del Equipo. Respecto del Grado Máximo de Entrada (Figura 2) se observa como su efecto modera-dor se da cuando presenta puntuaciones bajas (ante puntuaciones de 3 y 5, se obtuvo una significación de .000), pero no cuando presenta puntuaciones altas, no obteniéndose significación ante puntuaciones de 8.

Figura 1. Efecto de Moderación del Grado Medio

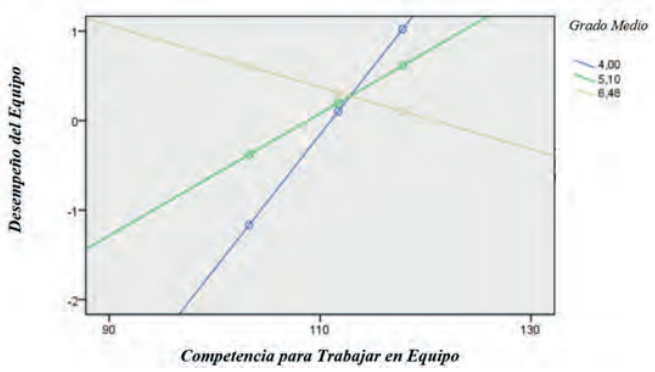


Figura 2. Efecto de Moderación del Grado Máximo de entrada

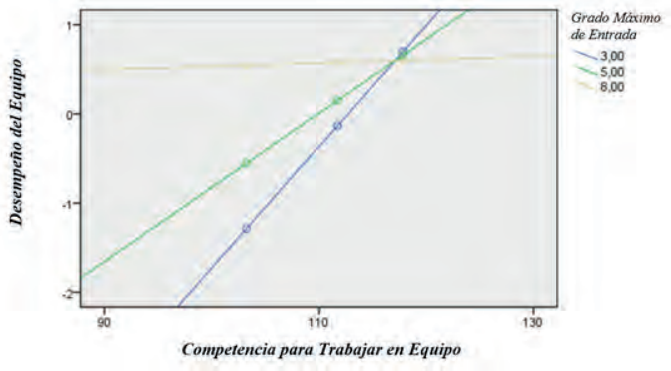


Tabla 4. Efecto condicional de la competencia de trabajo en equipo del equipo como predictora del desempeño de los equipos en función del valor de las medidas de red como variables moderadoras

Valor v. moderadora	Efecto moderador	se	t	p	LLCI	ULCI
Variable moderadora Grado Medio						
4	.150	.037	4023	.001	.071	.229
5.1	.068	.016	4200	.000	.033	.102
6.48	-.034	.048	-.707	.489	-.138	.068
Variable moderadora Grado Máximo de Entrada						
3	.136	.029	4630	.000	.073	.198
5	.083	.016	5016	.000	.048	.118
8	.003	.026	.139	.890	-.052	.059
Variable moderadora Centralización de Grado						
.153	.148	.032	4650	.000	.080	.216
.312	.080	.015	5070	.000	.046	.114
.467	.014	.019	.714	.485	-.028	.056
Variable moderadora Centralización de Intermediación						
.124	.102	.030	3393	.003	.038	.166
.315	.057	.018	3188	.005	.019	.096
.511	.011	.025	.471	.643	-.041	.065

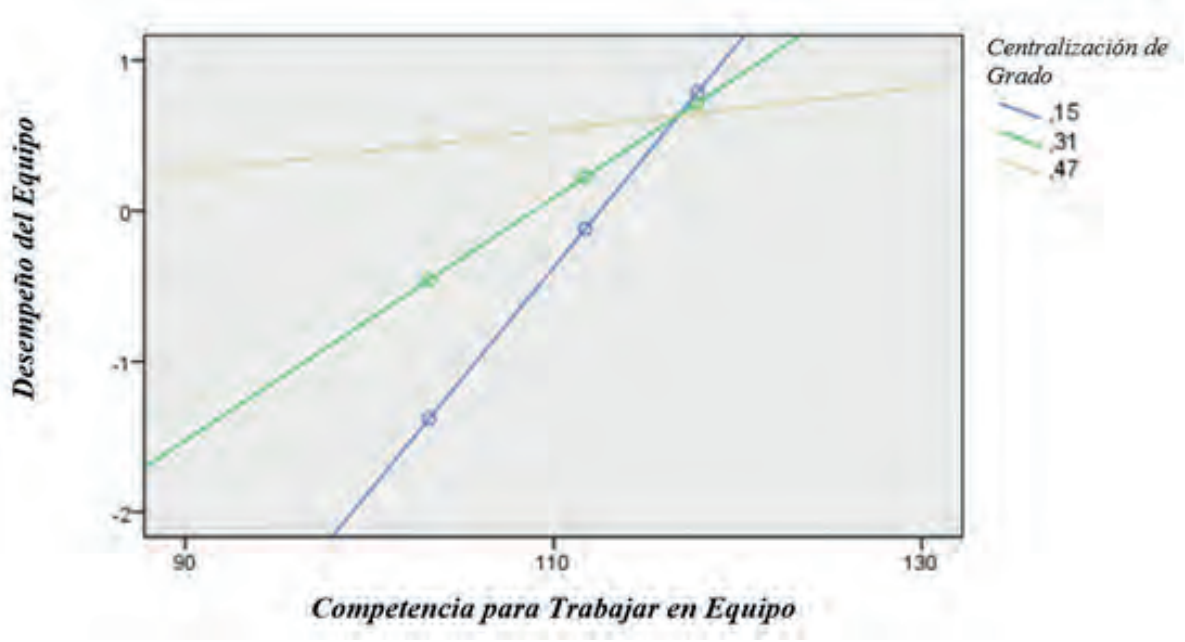
Nota. V. = Variable. se = error estándar ; p= significación; LLCI= límite inferior; ULCI= límite superior.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

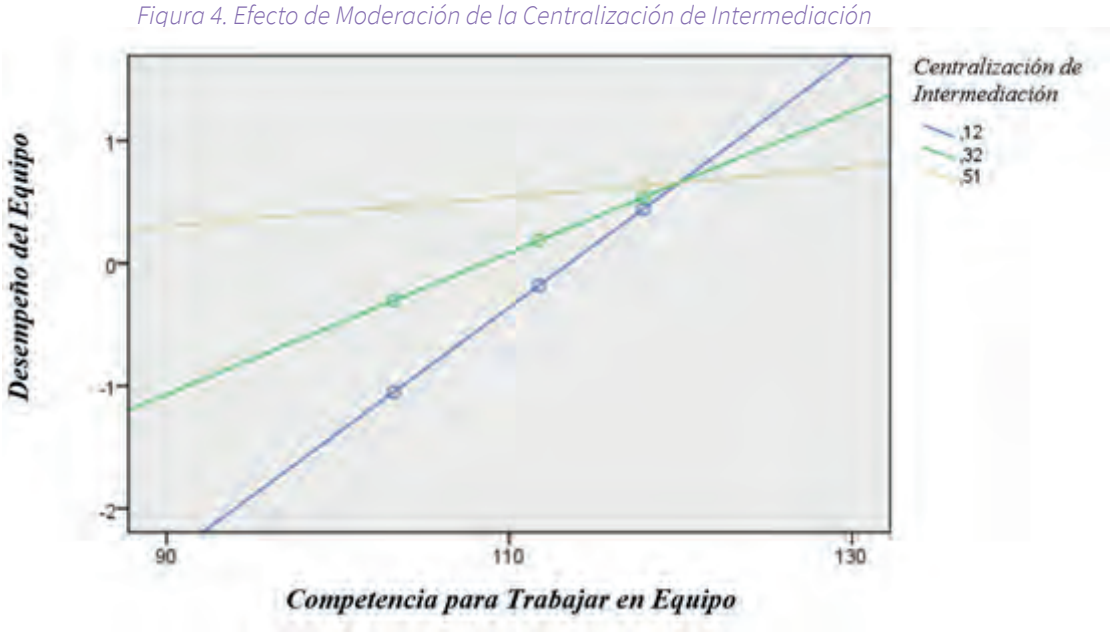
El carácter moderador de Centralización de Grado (Figura 3), solo se puede aceptar ante puntuaciones bajas y medias, donde resulta significativo (p valor .000), pero no ante puntuaciones por encima de .467, donde se obtuvo una significación de .485.

Figura 3. Efecto de Moderación de la Centralización de Grado



Por último, el efecto moderador de la Centralización de Intermediación (Figura 4) se presentará solo ante puntuaciones bajas y medias (significación de .003 y .005 ante medidas bajas y medias, respectivamente), pero no ante puntuaciones elevadas (no significación ante puntuaciones de .511).

Figura 4. Efecto de Moderación de la Centralización de Intermediación



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

4. Discusión

El presente estudio amplía nuestro conocimiento sobre la relación entre las medidas de red, la competencia de trabajo en equipo y el desempeño de los equipos, participando en una línea de investigación poco explorada hasta la fecha. Nuestros resultados muestran cómo la configuración de relaciones de interacción de los equipos de trabajo (la red del equipo de trabajo) tiene una influencia directa en el desempeño de los equipos de trabajo y también un papel moderador del efecto que las competencias para trabajar en equipo tienen sobre el desempeño de los equipos de trabajo.

De forma específica se observa como la Densidad de la Red, el Grado Máximo de Entrada, la Transitividad, la Centralización del Grado y la Centralización de Intermediación tienen un efecto directo sobre el Desempeño de los Equipos. Ello viene a indicar que los equipos con un mayor desempeño tienden a tener una menor densidad (r = -.64), es decir presentan un menor número de enlaces (respecto de los enlaces posibles) que los equipos con un peor desempeño. Por otro lado, los equipos con un mejor desempeño también tienen un mayor grado máximo de entrada (r = .46) que viene a indicar que en estos equipos hay individuos que reciben más alto número de enlaces que en los equipos con peor desempeño. ---- Respecto a la transitividad, es decir, la existencia de tríadas en los equipos (conexiones entre individuos que tienen enlaces con terceros en común), observamos que está relacionada con un menor desempeño (r=-.62), por lo que equipos con mejor desempeño tendrán un menor número de tríadas respecto a aquellos con un peor desempeño. Al mismo tiempo, equipos con mejor desempeño reflejarán una mayor centralización de grado respecto a equipos con peor desempeño, lo que se verá reflejado en grados de entrada y salida poco polarizados, similares entre sus miembros (r=.59). Por último, también la centralización de intermediación será mayor en equipos con mejor desempeño (r=.67), por lo que sus miembros estarán conectados con dos nodos que no tienen relación entre sí mismos, actuando de intermediarios, en mayor medida que en equipos con peor desempeño.

Por otro lado, respecto del efecto indirecto, nuestros resultados muestran que algunas de las características de la red de interacciones que conforman los equipos moderan los efectos que la competencia para trabajar en equipo tiene sobre el desempeño de los equipos. En primer lugar, el grado medio de una red hace referencia al promedio de enlaces totales (de entrada y salida) generados por sus nodos. Los resultados obtenidos reflejan cómo en equipos que presentan un grado medio bajo o medio entre sus miembros, el aumento de la competencia para trabajar en equipo supone una mejora del desempeño del equipo, influida por este promedio de enlaces. En equipos con una elevada puntuación de grado medio entre sus miembros, este promedio de enlaces no tendrá influencia en la relación entre la competencia para trabajar en equipo y el desempeño final del equipo.

El grado máximo de entrada, por otro lado, habla del máximo de relaciones establecidas hacia un nodo que forma parte de la red. De la misma forma que en el caso anterior, equipos con grados de máximos entrada bajos o medios observarán un aumento en su desempeño con el aumento de la competencia de trabajo en equipo. A medida que aumente el grado máximo de entrada del equipo, sin embargo, la cantidad máxima de relaciones establecidas dejará de influir en la evolución del desempeño ocasionada por las variaciones de la competencia para trabajar en equipo.

La medida que hace referencia a la centralización de grado refleja la existencia o no en la red de valores similares de grado (de entrada y salida) entre sus miembros. Un valor de 1 en dicha medida implicaría que todos los miembros de la red presentan el mismo grado. Nuestros resultados reflejan que valores elevados en la centralización de grado, más cercanos a 1, no presentan carácter moderador. Sin embargo, considerando redes cuyos miembros obtengan grados diversos, y por tanto reflejen unas puntuaciones de centralización de grados más cercanas a cero (bajas o medias), podremos afirmar la presencia de carácter moderador por esta medida de red, entre la competencia de trabajo en equipo de los equipos y el desempeño de los mismos.

La centralización de intermediación, por último, implica la existencia o no en la red de valores similares de intermediación entre sus nodos. De nuevo, puntuaciones bajas o medias en el grado de centralización de intermediación supondrán que el equipo aumente su desempeño según aumenta su competencia de trabajo en equipo. A medida que aumente la cantidad de situaciones de intermediación entre sus miembros, sin embargo, esta medida dejará de ser relevante en la evolución del desempeño del equipo ocasionada por su competencia de trabajo en equipo.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Los datos reflejados aportan valor al campo de estudio de los equipos de trabajo. Como anteriormente se mencionaba, hasta la fecha la literatura había considerado la competencia de trabajo en equipo (Aguado et al., 2014) y los indicadores o medidas de red (Fatas et al., 2010, Zhang et al., 2019), por separado, como predictoras del desempeño de los equipos.

El presente análisis permite combinar ambos enfoques, y añadir valor explicativo al reflejar la existencia de moderación entre estos constructos.

Futuras investigaciones deberían trabajar sobre algunas de las limitaciones observadas en este estudio. Resultaría relevante, en primer lugar, aumentar el tamaño de la muestra observada. Asimismo, explorar la relación entre estas variables de estudio en nuevos niveles podría resultar interesante. En esta ocasión, se ha estudiado el nivel de equipo y el nivel de redes de equipo. Nuevos planteamientos al respecto pueden mejorar la capacidad explicativa de los resultados de moderación observados.

A la hora de crear nuevos equipos o de potenciar las capacidades de los ya existentes resulta crucial conocer los factores que pueden afectar o verse afectados por las características, dinámicas o relaciones de los mismos o sus miembros. El presente estudio aporta valor a esta causa, identificando qué aspectos pueden afectar, directa o indirectamente, al desempeño obtenido por los equipos. Estas conclusiones resultan especialmente útiles y aplicables a contextos organizacionales, como el estudiado, donde cada vez más es claro el papel central de los equipos de trabajo.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

7. Referencias bibliográficas

- Aguado, D., Rico, R., Sánchez-Manzanares, M., Salas, E. (2014). Teamwork Competency Test (TWCT): A Step Forward on Measuring Teamwork Competencies. Group Dynamics: Theory Research, and Practice, 18 (2), 101- 121. https://doi.org/10.1037/a0036098
- Cárdenas, J. (2016). El análisis de redes: qué es, orígenes, crecimiento y futuro. Pensando Psicología, 12 (19). http://dx.doi.org/10.16925/pe.v12i19.1330
- Cross, R., Thomas, R. (2008). Driving results through social networks: How top organizations leverage networks for performance and growth. Jossey-Bass.
- Cummings, J. (2003) Structural properties of work groups and their consequences for performance. Social Networks, 25 (3), 197-210. https://doi.org/10.1016/S0378-8733(02)00049-7
- De Prada, E., Mareque, M. y Pino-Juste, M. (2022). Teamwork skills in higher education: is university training contributing to their mastery? Psicología: Reflexão e Crítica, 35. https://doi.org/10.1186/s41155-022-00207-1
- Fatas, E., Meléndez, M. A., Solaz, H. (2010). An experimental análisis of team production in Networks. Experimental Economics, 13. https://doi.org/10.1007/s10683-010-9248-2
- Hayes, A. F. (2017). Introduction to Mediation, Moderation and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach. Nueva York, EEUU: Guildford Press.
- IBM Corp. Released 2013. IBM SPSS Statistics for Windows, Version 22.0. Armonk, NY: IBM Corp.
- Iacobucci, D. (1994). Graphs and matrices. En Wasserman, S., Faust, K. (Ed.), Social Network Analysis: Methods and Applications, 92-166. Cambridge: Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511815478
- Knoke, D., Yang, S. (2008). Social Network Analysis. SAGE. https://doi.org/10.4135/9781412985864
- Koopmans, L. (2015). Individual Work Performance Questionnaire instruction manual. TNO Innovation for Life – VU University Medical Center.
- Kozlowski, S. W., Ilgen, Bell, B. (2003). Work groups and teams in organizations. En Borman, W. C., Ilgen, D. R., Klimoski, R. J. (Eds.), Industrial and Organizational Psychology, (pp. 333-375). Wiley.
- Kozlowski, S. W. J., Ilgen, D. R. (2006). Enhancing the Effectiveness of Work Groups and Teams. Psychological Science in the Public Interest, 7, 77-124. https://doi.org/10.1111/j.1529-1006.2006.00030.x
- Kozlowski, S., Klein, K. (2000). A multilevel approach to theory and research in organizations: Contextual, temporal, and emergent processes. En Klein, K., Kozlowski, S. (Ed.), Multilevel theory, research and methods in organizations: Foundations, extensions, and new directions (pp. 3-90). Jossey-Bass.
- Marques-Quinteiro, P., Ramos-Villagrasa, P. J., Passos, A. M., & Curral, L. (2015). Measuring adaptive performance in individuals and teams. Team Performance Management, 21 (7/8), pp. 339-360. https://doi.org/10.1108/TPM-03-2015- 0014
- O'Neill, T., Deacon, A., Gibbard, K., Larson, N., Hoffart, G., Smith, J., Donia, M. (2017). Team dynamics feedback for postsecondary student learning teams. Assessment & Evaluation in Higher Education, 43, 571-585. https://doi.org/10.1080/02602938.2017.1380161
- Rico, R., Alcover, C. M. y Tabernero, C. (2010). Efectividad de los Equipos de Trabajo, una Revisión de la Última Década de Investigación (1999-2009). Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones, 26, 47-71. https://doi.org/10.5093/tr2010v26n1a4
- Ramírez, J., García, P. (2022). Mi primer Análisis de Redes Organizacionales con R: una guía paso a paso para principiantes. Revista de Casos de Estudio en HR Analytics.
- Rodríguez, J. A. (2005). Análisis estructural y de redes. Centro de Investigaciones Sociológicas.
- RStudio Team (2021). RStudio: Integrated Development Environment for R. RStudio, PBC, Boston, MA. http://www.rstudio.com

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

- Salas, E., Cooke, N. J., Rosen, M. A. (2008). On teams, Teamwork, and Team Performance: Discoveries and Developments. Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 50, 540-547. https://doi.org/10.1518/001872008X288457
- Salas, E., Dickinson, T. L., Converse, S. A., Tannenbaum, S. I. (1992). Toward an understanding of team performance and training. En R. W. Swezey y E. Salas (Eds.), Teams: Their training and performance (pp. 3–29). Ablex Publishing.
- Salas, E., Sims, D. E., Burke, C. S. (2005). Is there a “Big Five” in Teamwork? Small Group Research, 36(5), 555–599. doi:10.1177/1046496405277134
- Stemler, S., DePascale, M. (2016). Aligning mission and measurement. En A. Lipnevich, F. Preckel, R. Roberts (Eds.) Psychosocial Skills and School Systems in the 21st Century. (pp. 57-87). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319- 28606-8_3
- Stevens, M. A., y Campion, M. J. (1994). The knowledge, skill, and ability requirements for teamwork: Implications for human resource management. Journal of Management, 20, 503-530. https://doi.org/10.1177/014920639402000210
- Zhang, H., Ding, C., Schutte, N., Li, R. (2019). How team emotional intelligence connects to task performance: a network approach. Small group Research. https://doi.org/10.1177/1046496419889660

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.04

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.04

Explicando la rotación voluntaria mediante modelos analíticos: el caso de una empresa de seguros española

Explaining voluntary turnover through analytical models: the case of a Spanish insurance company.

Miguel Angel Lorenzo Bilbao

Correo electrónico:
malorenzob@gmail.com

Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/malorenzob

Received: 7 june 2023
Received in revised form: 10 october 2023
Accepted: 17 october 2023
Available on-line: 29 november 2023

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave
Rotación voluntaria, retención de talento, modelos predictivos, regresión logística, árbol de decisión.

Resumen

La rotación voluntaria de empleados es un desafío que enfrentan las organizaciones en la actualidad. Comprender las causas y los factores que influyen en esta rotación se ha convertido en una prioridad para retener talento y garantizar el éxito a largo plazo de las empresas. Este trabajo de investigación fue enfocado en estudiar las bajas ocurridas en una empresa de seguros española durante los años 2021 y 2022. El objetivo principal fue analizar el impacto de los egresos voluntarios e identificar los factores que influyen en la tasa de rotación. Para esto, se utilizaron dos técnicas estadísticas distintas para generar modelos predictivos y evaluarlos en cuanto a su efectividad en la predicción de la rotación voluntaria.

Mediante los resultados obtenidos muestran que, en comparación con el contexto, la rotación voluntaria en la empresa no es alarmante, aunque ha experimentado un aumento. Por medio de los modelos predictivos, se encontró que los dos perfiles con mayor riesgo de egreso voluntario son: los empleados con menos de 2 años de antigüedad, y los empleados entre 2 y 8 años de antigüedad y entre 31 y 38 años de edad, que no percibieron recibido un aumento salarial y no contaban con equidad interna.

Keywords
Voluntary employee turnover, talent retention, predictive models, logistic regression, desition tree.

Abstract

Voluntary employee turnover is a challenge currently faced by organizations. Understanding the causes and influencing factors of this turnover has become a priority for talent retention and ensuring the long-term success of companies. This research work was focused on studying the departures that occurred within a Spanish insurance company during the years 2021 and 2022. The main objective was to analyze the impact of voluntary departures and identify the factors influencing the turnover rate. To achieve this, two distinct statistical techniques were employed to generate predictive models and assess their effectiveness in predicting voluntary turnover.

The results obtained indicate that, in comparison to the broader context, voluntary turnover within the company is not alarming, although it has experienced an increase. Through the predictive models, it was found that the two profiles at the highest risk of voluntary departure are employees with less than 2 years of tenure and employees with tenure between 2 and 8 years, aged between 31 and 38, who did not receive a salary increase and did not have internal equity.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

1. Introducción

En la actualidad, para las organizaciones, resulta estratégico hacer uso de los datos para tomar decisiones relacionadas con la gestión para poder reducir costos, aumentar productividad, mejorar la atención al cliente, etc. (ORACLE, 2022). Sin embargo, las empresas tienen que lidiar con cada vez más datos de distintas fuentes, formatos y con mayor velocidad; para poder generar valor a partir de estos datos, resulta imperativo tener las capacidades tecnológicas (tanto infraestructura, como talento humano) necesarias para poder manejar, catalogar y procesar la información, es decir, las capacidades para manejar Big Data (ORACLE, 2022).

HR analytics entra dentro de este dominio y puede ser definida como el uso de la estadística descriptiva, inferencial y otros métodos computacionales para construir y aplicar sistemáticamente modelos predictivos basados en los datos de recursos humanos, con el fin de informar de factores clave que conducen a la optimización de la fuerza laboral (Bossi, et. al., 2022). Según Ben-Gal (cp. Bossi, et. al., 2022), el uso de HR analytics está relacionado con un mejor desempeño económico (comparado con casos de estudio y técnicos) ya que permite identificar oportunidades y riesgos antes de que estos sean claros para los mánagers. Un tipo de proyecto de HR analytics de interés tanto para recursos humanos como para los negocios, es la predicción de la rotación.

En el contexto actual, tras la pandemia del 2020, tanto la economía global como el empleo se han visto afectados, aumentando la percepción de estrés en el trabajo, así como problemas de insatisfacción y burnout, aumentando a su vez, el índice de rotación voluntaria (Raza, Almutairi, Younas y Fareed, 2022). Según la Oficina de Estadísticas Laborales, en el 2022, en EEUU se reportó que 4.5 millones de trabajadores dejaron su empleo. Esta rotación fue particularmente impactante en las nuevas contrataciones, en donde se reportó que un tercio de estas dejaron su empleo luego de los primeros 6 meses (cp. Raza, Almutairi, Younas y Fareed, 2022). Chatzoudes (2022), agrega que otro factor de riesgo asociado a la rotación en el contexto actual es el grupo generacional, dado a que los Millennials componen la mayor proporción de la plantilla de muchas empresas y tienen una mayor tendencia a rotar que las generaciones anteriores.

Dentro de las empresas del sector asegurador, un estudio realizado en el mercado laboral de la industria aseguradora, solo el 5% de las empresas planean reducir activamente su plantilla, mientras que el 68% de las empresas proyectan aumentar su fuerza laboral, particularmente los perfiles de las áreas de tecnología y siniestros. Estas empresas señalan que el principal racional de incrementar su plantilla, es aumentar el volumen de negocio y hacer cara a las demandas del mercado (The Jacobson Group, c.p. Moorcraft, 2022). Sin embargo, las estadísticas del sector señalan un crecimiento de plantilla del -0,68%, es decir, se observa un estancamiento (ICEA, 2022), por lo que se podría señalar la dificultad en la contratación de nuevos perfiles y la rotación voluntaria como los principales cuellos de botella para conseguir los objetivos estratégicos de planificación de fuerza laboral. En cuanto a la rotación voluntaria reportada en España para el sector asegurador, ha sido del 6,99% (ICEA, 2022); lo cual se encuentra 1,67% por encima del 5,32% reportado para su macro sector (IE University, 2022).

En línea con lo anterior, el objeto de este trabajo es presentar los resultados obtenidos al analizar la rotación en una empresa de seguros y encontrar variables que permitan definir perfiles en riesgo, de manera que la empresa pueda plantearse medidas de retención enfocadas en estos perfiles para gestionar el riesgo.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

2. La rotación desde el punto de vista de la Analítica de Recursos Humanos

2.1. ¿Qué es la rotación?

2.1.1. La rotación desde la perspectiva del empleado

Para poder realmente entender este problema, sus ramificaciones y como abordarlo, resulta importante definir la rotación laboral. Desde la perspectiva de la empresa, la rotación es el fin de la relación laboral entre la organización y el empleado (Raza, et. al., 2022). En la bibliografía, se suele diferenciar entre rotación involuntaria y rotación voluntaria. La rotación involuntaria se da cuando la organización es la que toma la decisión de finalizar la relación laboral, mientras que la rotación involuntaria se da cuando la decisión es tomada por el empleado (Raza, et. al., 2022).

2.1.2. La rotación desde la perspectiva de la empresa

Por parte de la empresa, según Allen, Bryant y Vardaman (2010) no solo basta con diferenciar entre rotación voluntaria e involuntaria, sino que es importante diferenciar la rotación voluntaria en función de su impacto como rotación funcional y rotación disfuncional.

La rotación funcional la definen como aquella que no tiene gran impacto para la organización, resulta cuando no se trata de empleados de alto desempeño, son de fácil reemplazo o cuando su reemplazo puede ser una oportunidad para obtener conocimiento/mejores prácticas, puede llevar a más diversidad, dan la oportunidad de promover a otro empleado o la salida puede resultar un ahorro.

La rotación disfuncional es definida como una salida voluntaria que puede ser dañina para la organización, bien sea porque hay pocos perfiles en el mercado, porque el empleado contaba con un buen desempeño o cuando la salida impacta objetivos organizacionales.

2.1.3. Acercamiento metodológico para el estudio de la rotación

Según Ulhas (2019), se recomienda que, para estudiar la rotación y retención, se consideren tres pasos:
1. identificar el costo de la rotación; 2. entender porque se van los empleados; y finalmente 3. implementar estrategias de retención.

1. Identificar el costo de la rotación: Desde la perspectiva de la empresa, el costo de las salidas se puede entender como:

- Interrupción en el servicio al cliente (Ulhas, 2019).
- Costos por separación: tiempo del personal de RRHH y managers en off boarding, empleados temporales, perdida de diversidad, perdida de cliente, perdida de conocimiento organizacional y disrupciones en el trabajo en equipo (Allen, Bryant y Vardaman, 2010).
- Costos por reemplazo: implican perdida en efectividad y productividad por el tiempo del personal RRHH y el mánager en la contratación y on boarding, costos de reclutamiento (postulaciones, outsourcing, bonus de referidos, evaluación) y costos en socialización (Allen, Bryant y Vardaman, 2010).
- Rotación que genera mayor rotación o efecto bola de nieve (Ulhas, 2019).
- Costo estimable a partir del salario bruto anual (SBA), en donde en promedio sería el 25% del SBA, para empleados con conocimiento técnico son 6 meses y para managers son 18 meses (Ulhas, 2019).

2. Identificar los motivos de salida: Son circunstancias que suelen tener en común las personas que se van, estas incluyen:

- El trabajo no cumple con las expectativas que tenía el candidato (proyecto).
- No hay coherencia o match entre la personalidad y los valores organizacionales (misión y valores).
- Falta de oportunidades de carrera.
- Falta de apreciación.
- Falta de soporte y confianza con los pares, superiores y supervisores.
- Estrés y falta de balance vida-trabajo (sobrecarga laboral).
- Compensación.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3. Estrategias de retención: La retención, desde la perspectiva del trabajador, se entiende como una actitud positiva hacia quedarse en la empresa en un periodo de tiempo específico (Bossi, et. al. 2022).

La retención, desde la perspectiva del empleador, es el proceso en el cual se usan recursos para motivar a las personas a quedarse en la organización por un periodo de tiempo (Ulhas, 2019), es decir, son la palanca para intervenir en los factores "stay" dentro del juicio de equilibrio del empleado.

Las tres R de la retención son respetar, reconocer y recompensar, donde las palancas clave para obtenerlas son (Ulhas, 2019):

- Clima: debe ser motivador, donde las personas sientan que pueden contribuir.
- Crecimiento: oportunidades de carrera que satisfagan a la persona.
- Compensación: incluye salario, bonus, variables y otros beneficios.
- Relaciones: con los managers y otros trabajadores.
- Flexibilidad: todo lo que permita tener balance vida trabajo.

Para abarcar estas R, Allen, Bryant y Vardaman (2010) discuten distintas estrategias de retención que cuentan con evidencia empírica y las segmentan por puntos clave de recursos humanos:

- Reclutamiento: Utilizar las ofertas de trabajo realistas. Según Graef (2020), son una estrategia de comunicación donde se muestran los aspectos positivos y negativos del trabajo y la organización, detallando recursos para trabajar, volumen de trabajo, beneficios, potencial de aprendizaje, horario, cantidad de interacción con el cliente, etc.), uso de un programa de referencia de empleados.
- Selección: Medir el fit organizacional durante el proceso de selección y usar weighted application blanks (escala ponderada que permite estandarizar el proceso de selección dándole un peso específico a la experiencia, cualificaciones y características personales).
- Socialización: Hacer uso de personas con experiencia en la organización para que sean mentores, dar feedback temprano a las nuevas contrataciones durante su proceso de adaptación, hacer actividades de orientación agrupando a las nuevas contrataciones para que puedan socializar.
- Aprendizaje y desarrollo: dar una oferta de desarrollo atadas a la antigüedad. Estas deben ser especificas al trabajo y enlazadas con oportunidades de crecimiento en la organización. De esta manera hay un incentivo claro en mantenerse en la empresa.
- Compensación y recompensa: Personalizar la recompensa en función a necesidades y preferencias. Promover la justicia y equidad de la remuneración y tener un presupuesto de fidelización (hacer explicita la relación entre la retención y la recompensa).
- Supervisión: Entrenar a los supervisores en cómo ser lideres y como desarrollar relaciones efectivas.
- Engagement: Asegurar que el trabajo ofrezca un "significado", sentido de autonomía y variedad además de objetivos retadores. Apalancar las relaciones entre empleados (construyendo puentes, aumentando el número de relaciones), dar orientación para comunicar como las tareas contribuyen a la misión organizativa, ofrecer oportunidades de desarrollo continuo, sistemas de remuneración por competencia. Ofrecer feedback y reconocimiento por todos los tipos de contribuciones.

A esto, se puede agregar como estrategia, la gestión de la movilidad interna, definida como cambios laterales y/o promociones internas dentro de la organización, se relaciona con la satisfacción del empleado, un mejor desempeño y un menor índice de rotación que las personas contratadas externamente (Bossi, et. a., 2022).



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

2.2. Técnicas analíticas para explorar la rotación

Dentro de la bibliografía revisada de HR analytics para predecir la rotación, algunas de las técnicas de machine learning utilizadas son:

- Regresión Logística: Algoritmo para predecir un resultado binario a partir de una o varias variables. Genera un modelo probabilístico de la ocurrencia de un evento en base a una ecuación de regresión.
- Árbol de Decisión: Modelo de aprendizaje supervisado. Sirve para clasificar resultados basados en nodos que se van separando en función a atributos clave.
- Clasificador de Arboles: Modelo supervisado que genera predicciones en un esquema de árboles agregados, eligiendo la predicción más común realizada por los árboles.
- Máquina de Vectores de Soporte: Modelo supervisado, útil en casos no lineales. Busca el mejor criterio diferenciando entre grupos o clases, ayuda a generar clasificaciones útiles para análisis de regresión (crea un hiperplano con n-dimensiones y las divide entre dos de manera iterativa hasta encontrar el ajuste que minimiza el error y permite discriminar ente dos grupos).
- Neural Networks: Algoritmo de aprendizaje automático, se inicia con datos entrenados y la red ajusta sus pesos y genera patrones encontrados en los datos. Constan de tres capas, la capa de entrada (datos de entrada) , la capa oculta (procesamiento) y la capa de salida que produce las predicciones o resultados.
- Análisis de Redes Organizacionales: Comprende conceptos y métodos de análisis específicos para extraer información valiosa de mapas de organización, estudiando interacciones entre grupo de individuos, donde cada red está formada por nodos (habitualmente personas) interconectados por enlaces que representa relaciones existentes en el mundo real (Haya y García, 2018).

Raza, et. al. (2022) realizaron un estudio utilizando donde utilizaron y compararon varias de estas técnicas en la predicción de la rotación voluntaria. Ellos encontraron que, para los empleados, las variables que tendían a estar relacionadas, y permiten predecir la rotación voluntaria, son la edad, posición (nivel de la posición), los años con el mánager y la antigüedad; con respecto a esta última variable, encontraron que, hasta los tres años de antigüedad, el salario también tiene un efecto sobre la decisión de salida voluntaria.
En cuanto a las distintas técnicas, concluyeron que el mejor modelo para predecir fue el Clasificador de árboles (extra tres classifier) con una exactitud del 93%, a este le sigue la máquina de vectores de soporte (support vector machine) con un 88% de exactitud, el árbol de decisiones con un 84% y, por último, el modelo de regresión logística con una exactitud del 74%.
Por su parte, Chatzoudes (2022) realizo una investigación con un modelo de ecuaciones estructurales, por medio del cual logro explicar es 57% de la retención a partir de dos niveles explicativos. El primer nivel de relaciones directas con la retención incluye las variables: identificación con la organización (predice el 27%), la satisfacción con el trabajo (predice el 26%) y el compromiso (mediada por las condiciones de trabajo y prácticas de RRHHH, predice el 30% de la retención). En segundo nivel, las variables indirectas o mediadoras encontradas son:

- Condiciones de trabajo: incluye el clima, relaciones entre empleados, actitud o valoración subjetiva de la organización, niveles organizativos y la calidad de los espacios físicos.
- Misión y orientación: Conexión subjetiva entre la dirección y misión de la empresa y valores personales.
- Prácticas de RRHH: formación, remuneración, oportunidades de carrera, feedback de desempeño, empoderamiento, y estilos de liderazgo.

En un estudio aún más reciente, Younis, Ahsan y Chatteur (2023), discuten un modelo usando un análisis de redes organizacionales (ONA), en donde consideraron características de las redes organizativas como posición, cercanía y tipo de red, y discutieron estos indicadores en el contexto de distintos escenarios favorables y no favorables que median entre la relación de indicadores de ONA y la rotación voluntaria. En sus hallazgos, concluyen que:

La posición de la red será clave para entender quien está en riesgo de egreso (en escenarios favorables, entre mayor cantidad de redes menor es la probabilidad de egreso, en escenarios no favorables, entre mayor cantidad de redes mayor es la probabilidad de egreso).

La centralidad y el tipo de red se deben considerar en conjunto, considerando la percepción de equidad salarial y el clima como factores clave. Se espera que en situaciones de estrés (pobre clima laboral), la centralidad en redes de amistad sea un factor de protección, reduciendo la probabilidad de egreso.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Si la red es de consejo, se espera que la rotación sea inferior siempre que exista equidad interna y una percepción de justicia retributiva (especialmente entre las personas que ofrecen consejo/expertos).

Y finalmente, en todas las redes, pero principalmente en la de trabajo, es necesario tener en el radar a las personas con potencial de influencia (muchas relaciones y centralidad) y personas de alto desempeño, ya que estas son las que pueden provocar un efecto de bola de nieve en sus pares (personas con las que trabajan y personas con un rol similar).

3. Objetivo

Este trabajo de investigación fue desarrollado con el objetivo principal de estudiar las bajas ocurridas durante el período 2021 y 2022 en una empresa de seguros española. Para ello, se llevó a cabo un análisis detallado de los registros de empleados de la empresa para identificar (a) el impacto que tienen los egresos voluntarios de personal en la empresa, (b) los factores que influyeron en la tasa de rotación y (c) las causas específicas que motivaron la salida de los empleados.

Además, se estableció como objetivo secundario diseñar de un modelo predictivo de rotación voluntaria comparando dos técnicas estadísticas (regresión logística múltiple y el árbol de decisión) términos de capacidad predictiva, efectividad y aspectos éticos.



4. Marco Metodológico

4.1. Obtención de datos y muestra

La información utilizada para este análisis fueron los datos de empleados disponibles en el sistema, los cuales incluyen:

- Datos identificativos y demográficos: sexo, fecha de nacimiento y antigüedad.
- Datos organizativos: dirección organizativa, rol, estado del empleado (activo o baja) y motivo de baja.
- Datos económicos: salario bruto anual (SBA).
- Datos de formación: número de horas de formación entre el 2021 y 2022.
- Datos de absentismo: número de casos y días de ausencia entre el 2021 y 2022.

Además de estos datos, se incluyó la información obtenida a partir de la encuesta de salida realizada a los egresos voluntarios.

4.2. Procesamiento de datos

Luego de recopilar los datos, para facilitar su análisis, se realizaron cálculos para procesar la información de absentismo y SBA y se generaron agrupaciones para hacer comparativas. Para comprender y contextualizar el absentismo, se calculó el Factor Bradford. Este factor es una puntuación que se otorga a cada empleado en función a patrones de absentismo por ausencias no planificadas. Se calcula con la fórmula:

Bradford = (casos de absentismo)2 * días de ausencia

Para este análisis, dado a que no todos los empleados estuvieron presentes durante el mismo período; se ajustó al 100% del período tanto el número de casos, como la cantidad de días de ausencia de cada empleado. La escala estándar para interpretar este se muestra en la tabla 1.

Tabla 1. Escala de Interpretación del Factor Bradford

Puntuación	Interpretación	Acción recomendada
<51 puntos	Bajo	Advertencia verbal
≤201 puntos	Medio	Advertencia escrita
≤401 puntos	Alto	Advertencia final
≥601 puntos	Muy alto	Despido

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Para el SBA, se calcularon (1) percentiles considerando las agrupaciones por rol; (2) la variación del salario entre los dos años; y (3) compa-ratios considerando el rol y departamento de pertenencia de cada empleado. Los grupos artificiales, comprenden tres agrupaciones realizadas mediante la categorización a los empleados en los siguientes criterios:

1- Grupos por movimiento en plantilla: Los criterios para discriminar están en funciona al estado en plantilla de cada empleado y el tipo de movimiento:

- Grupo control: Está compuesto por los empleados que no presentan ningún movimiento en los últimos dos años.
- Altas (todas): Incluye todas las nuevas contrataciones ocurridas entre enero 2021 y diciembre 2022.
- Altas (solo): Subgrupo, que incluye solo las altas que permanecen en plantilla al cierre del año 2022.
- Altas-Bajas: Subgrupo que solo incluye las personas que se dieron de alta y posteriormente causaron baja.
- Bajas: Grupo conformado por empleados que formaban parte de la plantilla antes del 2021 y han causado baja. Este a su vez se subdivide por bajas voluntarias e involuntarias.
- Rotación Interna: Incluye a los empleados que se mantienen en la misma organización, pero cambian de empresa dentro del grupo. Se pueden subdividir en rotación positiva y rotación negativa.

2- Grupos por generación: Se generan a partir del año de nacimiento del empleado:

- Generación Z: Año de nacimiento ≥1996.
- Millennial: Año de nacimiento entre 1980 y 1995.
- Generación X: Año de nacimiento entre 1965 y 1979.
- Baby Boomer: Año de nacimiento <1965.

3- Grupos por rangos de antigüedad:

- Menor o igual a 1 año.
- Entre 2 y 4 años.
- Entre 5 y 10 años.
- Entre 11 y 25 años.
- Mas de 25 años.

4.3. Metodología de análisis estadístico

Para la metodología de este análisis, se realizó análisis exploratorio de datos con el fin de describir la muestra en general y los grupos basados en los movimientos en planilla.

De acuerdo con lo propuesto por Ulhas (2019), el siguiente paso fue identificar el costo de la rotación, utilizando la inversión en formación estimada de las personas que se han dado de baja y sumado a esto una proporción del salario bruto anual (según Ulhas es un estimado del 0,5 para empleados con conocimiento técnico y 1,5 para managers).

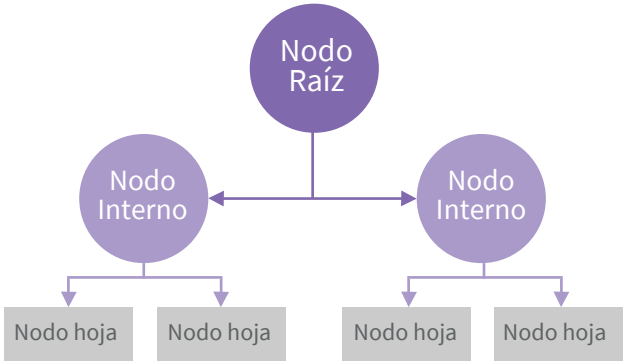
Para entender porque se han ido los empleados, para esto, se realizaron contrastes de hipótesis (por medio de la prueba t) para encontrar en que variables hay diferencias significativas entre el grupo control y el grupo de egreso voluntario (bajas voluntarias) y a su vez, se analizó la información obtenida en la encuesta de salida.

Dado a que el 81% de las bajas voluntarias ocurridas corresponden a empleados de rol técnico, se replicó este contraste controlando el tipo de rol (homogenización de la muestra). Al enfocar en este grupo y posteriormente encontrar un modelo predictivo de la rotación voluntaria, que contemple las variables que permiten diferenciar de mantera estadísticamente significativa entre el grupo control y el grupo que se da de baja voluntaria.

La primera técnica estadística aplicada para conseguir este modelo predictivo fue un modelo de regresión logística, el cual es un algoritmo que, por medio de una ecuación, permite predecir la probabilidad de ocurrencia de un resultado binario; en este caso la permanencia (0) o salida voluntaria (1) de un empleado (Raza, Munir, Younas y Fareed, 2022).

La segunda técnica aplicada es el árbol de decisión (decision tree). Un árbol de decisión es una técnica de aprendizaje supervisado no paramétrico, que por medio de un algoritmo genera una estructura jerárquica en forma de árbol, que consta de un nodo raíz, ramas, nodos internos y nodos hoja (IBM, s.f.).

Figura 1. Diagrama ejemplo de un árbol de decisión.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Los árboles de decisión empiezan con un nodo ruta (circulo azul), del cual salen ramas (representado por las flechas) que van hacia los nodos internos (circulo verde), también llamados nodos de decisión; estos representan subconjuntos de evaluaciones basados en atributos clave incorporados al modelo. Por último, están los nodos hoja (rectángulo gris), que representa los posibles resultados de un conjunto de datos (IBM, s.f.).

La estructura el árbol, depende de la cantidad de evaluaciones de atributos necesarios, estas evaluaciones el algoritmo identifica de puntos de división de forma recursiva de arriba hacia abajo, hasta que los registros hayan sido clasificados con etiquetas de clase especifica (Raza, Munir, Younas y Fareed, 2022 & IBM, s.f.).

El tamaño del árbol permite evaluar visualmente la complejidad del modelo y el ajuste a los datos: Los árboles más pequeños permiten clasificar los datos en grupos grandes, más homogéneos y con menor cantidad de clases, siendo así más simples. Por lo contrario, los árboles grandes tienen una gran cantidad de clases con muy pocos datos dentro de cada subárbol, cuando esto ocurre, se conoce como fragmentación de datos y esto puede provocar un sobreajuste a los registros, impidiendo la generalización del modelo generado a otros datos.

Entre los principales beneficios de los árboles de decisión, esta que permiten manejar datos continuos y categóricos, no son sensibles a la multicolinealidad (si dos variables atributo tienen una correlación alta, el algoritmo solo seleccionara una para las clasificaciones) y es fácil de interpretar, mostrando que atributos son más importantes para la predicción (IBM, s.f.). Las desventajas de estos modelos son la tendencia a sobre ajustarse a los registros y su sensibilidad a pequeñas variaciones (IBM, s.f.).

En nuestro caso, el propósito de generar estos modelos es establecer un sistema de alarmas con el que se identifiquen los empleados con mayor riesgo de egreso voluntario, que, al cruzar contra listados de empleados a retener, sea información clave para los managers y el departamento de recursos humanos, para la gestión adecuada del talento.

Para la comparación de estos modelos, se utilizaron las matrices de confusión en la que se comparan los resultados pronosticados por los modelos con los resultados reales. Una matriz de confusión, esta consiste en contabilizar los falsos-positivos, falsos-negativos, verdaderos-positivos y verdaderos-negativos.
A partir de esto, se calculan los indicadores que se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Criterios para la Comparación del Rendimiento de los Modelos de Predicción

Medida	Descripción	Cálculo
Sensibilidad	Medida de la habilidad del modelo de identificar los casos positivos de manera correcta	Recall= (True Positive)/(True Positive+False Negative)
Especificidad	Medida de la proporción de casos negativos correctamente identificados.	*Specificity=(True Negative)/(True Negatives+False Positive)*
Precisión	Medida de la habilidad del modelo para evadir falsos positivos en la identificación de verdaderos-positivos.	Precision=(True Positive)/(True Positive+False Positive)
Exactitud	Medida de la proporción de predicciones correctas (tanto positivas como negativas) del modelo.	Accuracy=(True Positive+True Negative)/(True Positive+False Positive+True Negative+False Negative)
Puntuación F1	Basada en la media armónica de la precisión y sensibilidad. Resume el desempeño general del modelo.	F1 score = (2×Recall×Precision)/(Recall+Precision)

© ADIC-IIC

5. Resultados

5.1. Describiendo la rotación: Análisis Exploratorio

5.1.1. Descripción de la muestra

Para este estudio, se recopilaron los registros de 980 empleados, que constituyen las personas que formaron parte de la empresa durante los años 2021 y 2022 (ver Gráfico 1).

Esto incluye la plantilla a cierre de diciembre 2022 (800 personas), las desincorporaciones ocurridas desde el 2021 (131 personas), y las personas que rotaron internamente entre empresas del grupo (65 personas).

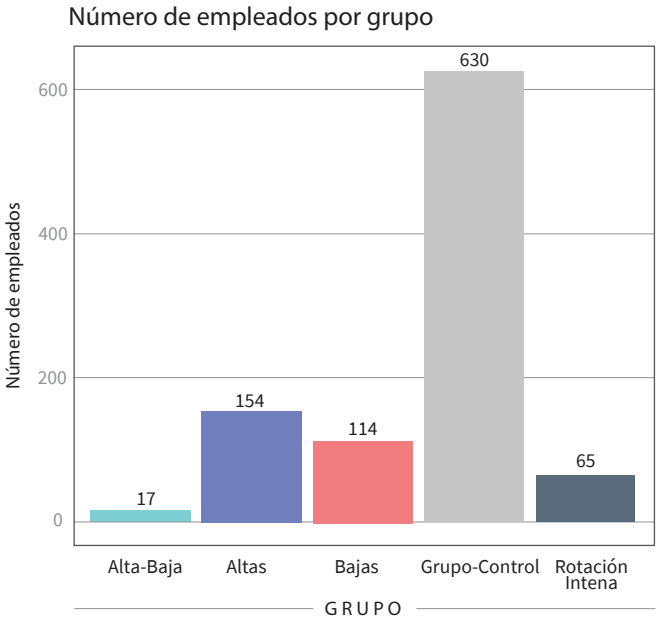


Figura 1. Número de empleados por grupo.

Tabla 3. Estadísticos descriptivos

Variable	min	Q1	mediana	media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	0	2	10	12.6	20	50	11.8	93.6%
EDAD_ANNOS	23	39	46	45.2	52	73	8.8	19.4%
DESEMPENNO	1	2	2	2.4	3	4	0.7	29.1%
PERCENTIL_SBA	1	3	6	5.5	8	10	2.9	52.1%
DIF_SALARIAL	0	0	3	3.9	4	90	6.7	172.7%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	20.5	8	709	61.7	300.9%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	0.8	1	12	1.5	181.3%
BRADFORD	0	0	0	179.3	8	36579	1520.0	847.9%
EQUIDAD_PCT	0	1	1	1.0	1	4	0.3	24.4%
HORAS_FORMACION	0	12	32	47.2	57	1156	79.6	168.5%
FORMACION_INVERSION	0	175	584	813.0	1062	10894	973.2	119.7%

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Para describir la muestra, se graficaron los principales demográficos (ver Gráfico 2) y se calcularon estadísticos descriptivos de tendencia central y dispersión (ver Tabla 1). A partir de estos, se puede destacar los siguientes elementos.

Las personas que han sido empleados en la empresa son en su mayoría hombres (62%) y tienen una edad promedio de 45,2 años, por lo que la mayoría pertenecen a la generación X (54%). En cuanto al rol, un poco más de la mitad son técnicos (53%), seguidos luego de administrativos (22%). Según la Dirección Organizativa, dos quintos pertenecen a la dirección de Tecnología (40%); la segunda dirección más grande es Negocio (29,3%), seguida de Finanzas (11,2%) y Personas (8,4%).
En cuanto a la antigüedad, casi un tercio tienen entre 11 y 25 años en la empresa (32,6%; Md= 12,6). Según el factor Bradford, al menos hasta el 75% de los empleados tienen un absentismo bajo. En cuanto al salario, al considerar el rol y departamento, se destaca que el promedio de las personas cuenta con equidad interna (Ẋ=1; Dt=0,3). Por último, en cuanto a la formación: en los últimos dos años, cada empleado ha recibido Md=32 horas de formación, con una inversión estimada de €584 (mediana) por empleado.

5.1.2. Descripción de los grupos

5.1.2.1. Demográficos

Entre el 2020 y 2021, ingresaron a la empresa 171 empleados, de los cuales 17 presentaron baja y 154 se mantienen en plantilla; es decir, hay una rotación del 9,94% de los nuevos ingresos.

Estos nuevos empleados desempeñan en su mayoría de rol técnico (63%), el 45% son mujeres y un poco más de la mitad pertenecen a la generación millennial (53%). De estos, los que se mantienen en plantilla (Grupo Altas. Ver Anexo 1), son 46% mujeres, 60% de rol técnico y 53% Millennial (ver Anexo 1), pertenecen principalmente a la dirección de Negocio (42,2% y Tecnología (31,2%); tienen una edad promedio de 40 años. Dentro de la empresa, su desempeño ha sido catalogado como “medio” (2,3/4), solo 12 personas han presentado algún caso de absentismo y en cuanto a su remuneración, su mediana corresponde al percentil 7, por lo que se puede concluir que las nuevas contrataciones suelen estar mejor remuneradas que las personas que los empleados de mayor antigüedad, probablemente como resultado de una estrategia de atracción de talento. Los empleados que fueron contratados y posteriormente se dieron de baja (Grupo Alta-Baja. Ver Anexo 2), son en su mayoría hombres (59%), de rol técnico (88%) y en su mayoría, de las generaciones Millennial (53%) y Generación X (41%), con una edad promedio de 39 años y pertenecían a las direcciones de Negocio (35,3%) y Tecnología (29,4%).

Comparativamente con los nuevos ingresos que se mantienen en plantilla, los empleados que egresaron tienen un desempeño superior de 2,7/4 y su remuneración, es un poco inferior, pero aún superior a la de empleados con mayor antigüedad (Md=6). El resto de las personas que se dieron de baja (Grupo Bajas. Ver Anexo 3), tienen un desempeño promedio de 2,5 y salarialmente, tienden a estar igual que el grupo Alta-Baja. Sin embargo, se distinguen de los grupos anteriores en que en su mayoría tienen una antigüedad de 8 años (mediana); más de dos tercios son hombres (68%), su edad promedio es de 47,7 años, en donde el 39% pertenece al grupo generacional Baby Boomer, el 35% a Millennial y el 25% a Generación X y la mayor parte de estos pertenecen a la dirección de Tecnología (41,2%). Al analizar las bajas por motivo de baja, se puede ver que el 55,7% de las bajas son involuntarias, y el 44,2% restantes son bajas voluntarias.
Considerando las bajas voluntarias, se calculó el índice de rotación voluntaria acumulado anual, y se encontró que, para el cierre del 2022, este fue del 4,8% (Δ2,4% superior al cierre del 2021), y al calcularlo solo para los incorporados en los últimos dos años, el índice al cierre del 2022 fue del 12,5% (Δ4,8% superior al cierre del 2021). Las bajas voluntarias (ver Anexo 5), son principalmente de rol técnico (81%), hombres (71%) y con una antigüedad inferior a 5 años (77,6%); su edad promedio es de 37,3 años, donde el 67% son de la generación Millennial y el 31% de la Generación X, y pertenecen principalmente a las direcciones de Negocio (34,5%) y Tecnología (29,3%).

Las bajas involuntarias (ver Anexo 6) se diferencian en que tienen una mayor proporción de mujeres (37%), tienen empleados principalmente con el rol de administrativo (45%) y técnico (41%), su antigüedad supera los 25 años (52,1%) y son mucho mayores en cuanto a edad (=54 años) en donde el 60% pertenecen a la generación Baby Boomer y son más que todo de la dirección de Tecnología (47,9%).

5.1.2.2. Desempeño

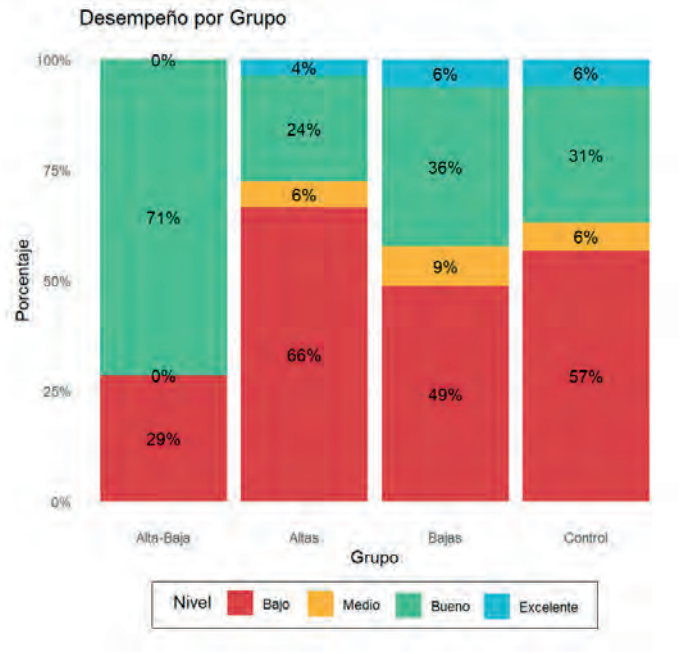
El 92% (901) de los empleados tienen algún registro de evaluación de desempeño, en esta evaluación se le asigna a cada empleado una categoría de bajo (1) a excelente (4).

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

En la gráfica 2, podemos observar el porcentaje de personas por categoría dentro de cada grupo de análisis. Mediante esta gráfica, se puede apreciar que los grupos con más empleados de desempeño "excelente", son el grupo Control (6%) y el grupo de Bajas (6%); mientras que para la categoría de desempeño "bueno" son el grupo de Alta-Baja (71%) y Bajas (36%). Por parte, los grupos con más empleados en la categoría "bajo", son el grupo de Altas (66%) y Control (57%). Estas observaciones también se contrastan con los promedios, en donde pareciera que las personas mejor calificadas en cuanto a su desempeño son las nuevas contrataciones que se dan de baja ($\dot{X}$=2,7), seguido del resto de las bajas ($\dot{X}$=2,5); mientras que las personas que se mantienen en plantilla son las que cuentan con una menor valoración de desempeño (grupo control $\dot{X}$=2,4; altas $\dot{X}$=2,3). En base a esto, se puede señalar la existencia de un riesgo de fuga de talento de alto desempeño.

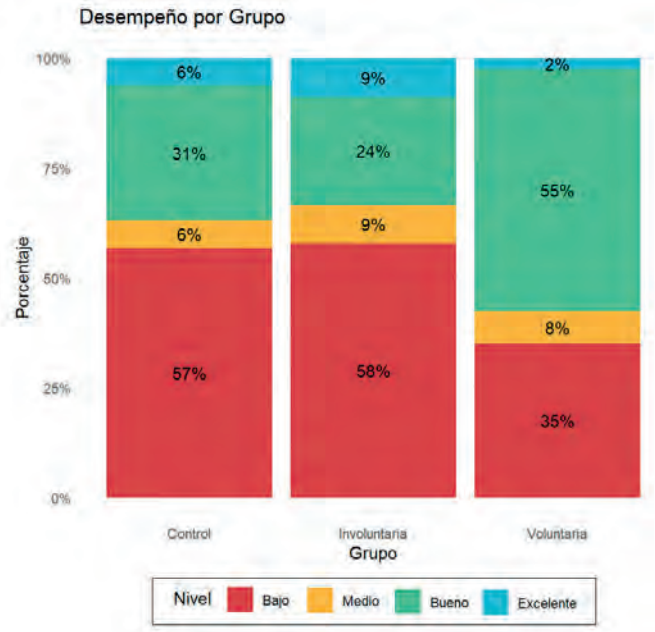
Figura 2. Distribución de desempeño por grupo.



Al observar el desempeño de las bajas según tipo de baja (ver Gráfica 3), se puede observar que la distribución del grupo de baja involuntaria es muy similar a la del grupo control, con la diferencia de que este grupo, tiene un mayor porcentaje de personas en la categoría de "excelente" (diferencia neta Δ3%).

Por el contrario, el grupo de bajas voluntarias, tienen una menor proporción de personas en el grupo de excelente, pero también tienen menos personas en las categorías de desempeño "medio" y "bajo", agrupando un 55% en la categoría de desempeño "bueno"; lo cual parece confirmar que estos egresos son un riesgo de fuga de talento, ya que pareciera que las personas con mejor desempeño que se van de la empresa lo hacen voluntariamente y no por motivos como jubilación o un fin de contrato.

Figura 3. Distribución de desempeño por tipo de baja



5.1.2.3. Remuneración

Para analizar la remuneración comparativamente, se calcularon percentiles (controlando por la dirección organizativa de pertenencia) para segmentar a los empleados en 10 grupos compuestos por la misma cantidad de personas (10%) en cada segmento. En la gráfica 4, se pueden apreciar las distribuciones por cada grupo de análisis.

En estos, el grupo Control tiene una distribución similar a la esperada para toda la distribución (todos los segmentos tienden al 10%; $\dot{X}$=5,4; Dt=2,9), para el resto, se pueden visualizar modas y asimetrías para distinguir entre las distribuciones. El grupo Alta-Baja ($\dot{X}$=6; Dt=2,9), se distingue de los demás en que tiene una asimetría negativa, con la mayor proporción de personas en P08, es decir en los percentiles superiores de toda la distribución y cuentan con un valle entre los percentiles P03 y P04. El grupo de Altas ($\dot{X}$=7; Dt=2,5); también tiene una asimetría negativa, agrupando a la mayor proporción de personas entre P07 y P09, mientras que en P01 y P02 no llega al 10%. La distribución de este grupo de empleados nuevo ingreso, es más homogénea (menos dispersa) que la de los

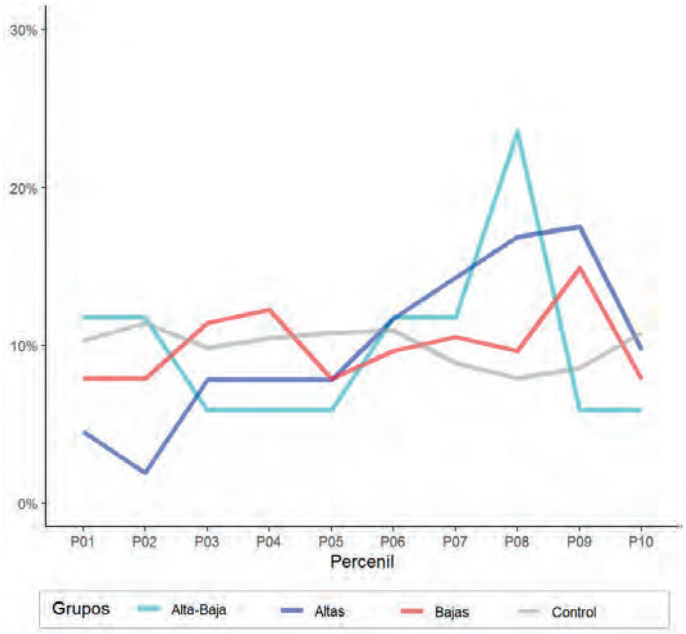
© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

que egresan y su promedio es superior. En base a esto, se podría concluir que este grupo de personas son las mejor remuneradas.

Por último, el grupo que agrupa el resto de las personas que causan baja, (Ẋ=6; Dt=2,9) tienen una distribución más parecida al del grupo control, tendiendo al 10% en todos los grupos, con excepción de un pico marcado en P09.

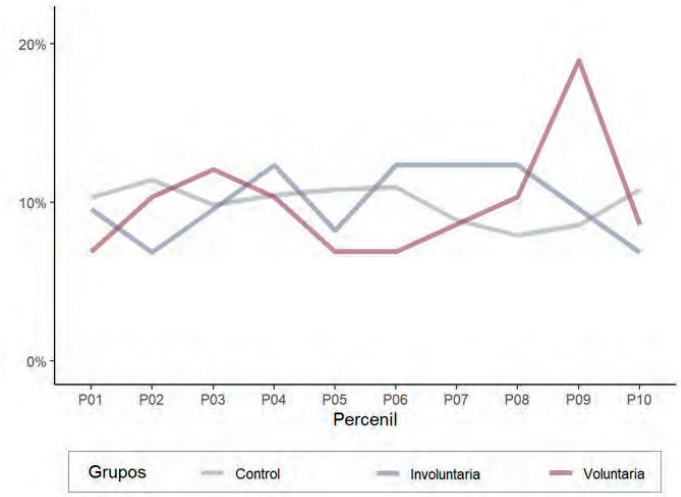
Figura 4. Distribución de percentil salarial por grupo.



En cuanto a la remuneración según el tipo de baja, en el gráfico 5, se observa que los empleados que egresan de manera involuntaria tienen una distribución más parecida a la del grupo control, que a la de los empleados que egresan voluntariamente. La distribución de las bajas voluntarias muestra un pico en P09, donde un 20% de las personas que se dan de baja voluntaria, están en el percentil 90% de su distribución correspondiente; sin embargo, también se observa un valle entre los percentiles medios (P05 y P06).

En cuanto al promedio, las bajas voluntarias están un poco por encima (Ẋ=5,8; Dt=2,9) que las involuntarias (Ẋ=5,6; Dt=2,7); sin embargo, debido a que el coeficiente de variación del grupo de voluntarias es de 50,6%, este resultado debe tomarse con precaución. Al comparar el porcentaje de diferencia salarial entre 2020 y 2021, se destaca que el promedio de las bajas voluntarias e involuntarias es el mismo (Ẋ=1,6%), mientras que para el grupo control, es del Ẋ=4,5%; esto podría indicar que las personas que se dan de baja se diferencian de las que se mantienen en plantilla, en cuanto a que estas últimas han recibido en promedio, un mayor aumento salarial en el último año.

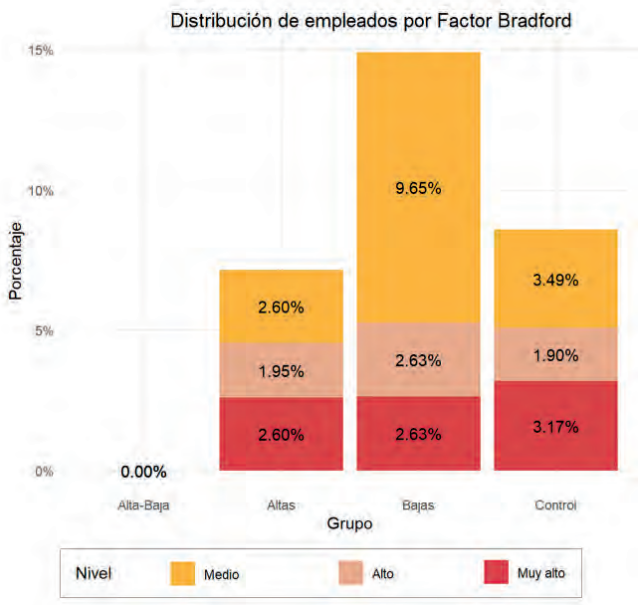
Figura 5. Distribución de percentil salarial por tipo de baja.



5.1.2.4. Absentismo

En cuanto al absentismo, al categorizar por el Factor Bradford, se puede observar que, en todos los grupos, al menos el 91% de los empleados se encuentran en la categoría “bajo”, con la excepción del grupo de Bajas, donde el 85,1% de los empleados entra en esta categoría y el grupo Alta-Baja, en donde, por el contrario, todos los empleados tienen un absentismo bajo (ver Gráfica 6). El grupo control es el segundo que más empleados tiene en una categoría distinta a bajo (8,6%), y es además el grupo que cuenta con más empleados en el grupo de absentismo “muy alto”.

Figura 6. Distribución de Factor Bradford por grupo.



Al comparar las diferencias de esta distribución entre el grupo control y las bajas por tipo, se puede observar que las bajas voluntarias son el grupo con menor proporción de personas en absentismo "muy alto" (1,72%) y medio (1,72%); también se puede señalar que existen más diferencias entre el grupo de bajas voluntarias y el de bajas involuntarias que contra el grupo control (ver Gráfico 7). Por su parte, el grupo de baja involuntaria es el que presenta una mayor proporción de personas con alguna categoría de absentismo (distinta a bajo), teniendo un 13,7% en la categoría de absentismo "medio".

5.1.2.5. Formación

En cuanto a la formación y la inversión estimada por empleado, se puede observar que los grupos conformados por persona que han egresado de la empresa (Bajas y Alta-Baja) son los que tienen el menor promedio tanto en horas, como en inversión (ver Gráfica 8 y Gráfica 9). Por su parte, el grupo de Altas son el grupo que cuenta con mayor inversión por empleado, mientras que el grupo control cuenta con mayor cantidad de horas. Esto podría ser explicado porque las personas que han egresado han estado menos tiempo dentro de la empresa y por lo tanto contaron con menos oportunidades de recibir formación. Por otro lado, la hora por formación del 2022 resulto más costosa que el 2021 y esto podría explicar porque las altas, aunque tienen menos horas que el grupo control, tienen una inversión superior.

Figura 7. Distribución de Factor Bradford por tipo de baja.

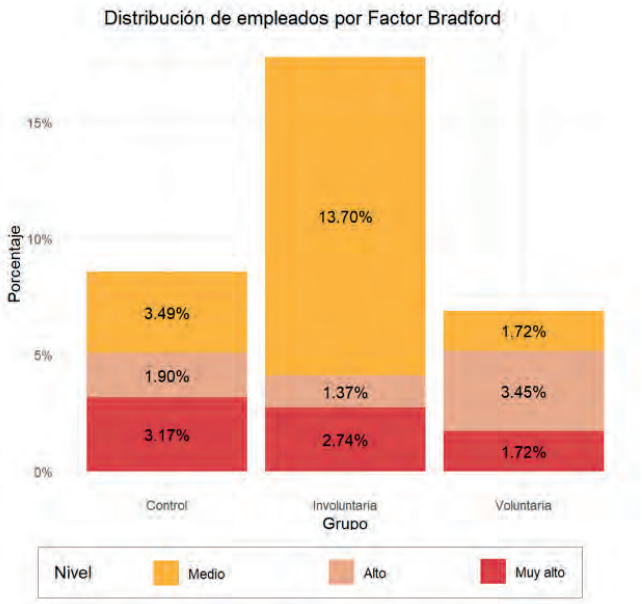


Figura 8. Distribución de inversión estimada en formación por grupo.

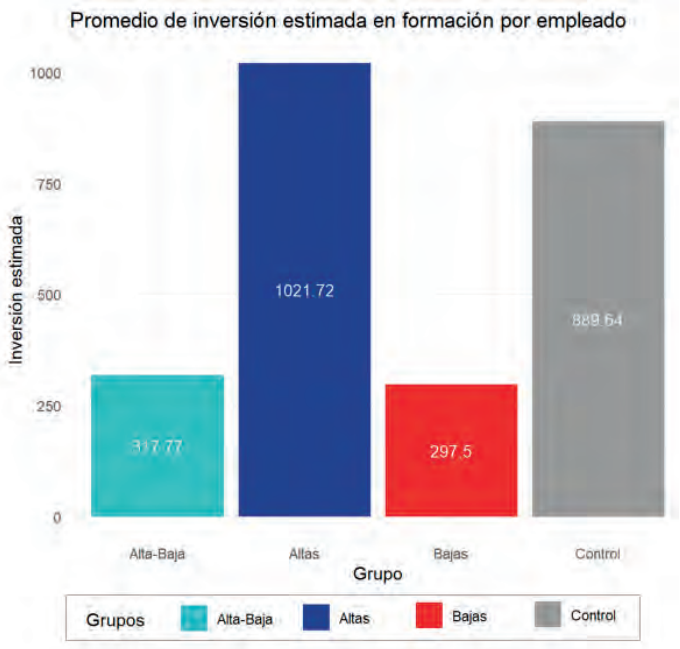
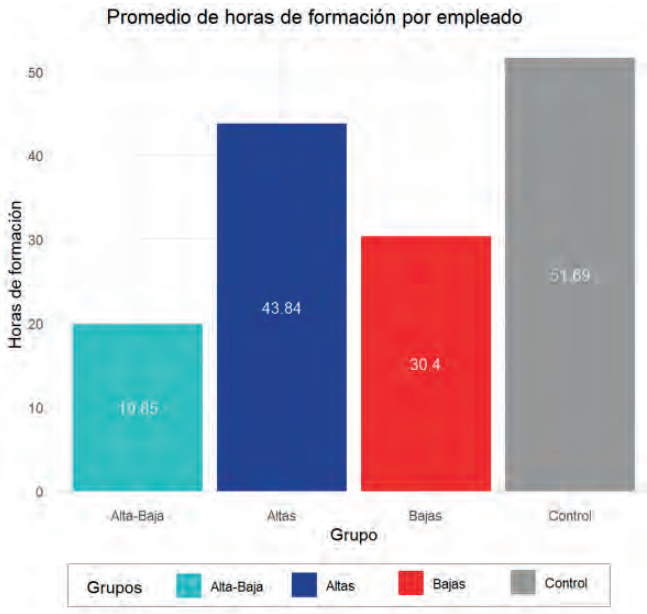


Figura 9. Distribución de horas de formación por grupo.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Finalmente, al comparar los tipos de baja por las horas (ver Grafica 10) e inversión en formación (ver Grafica 11), se pueden observar que el grupo control cuenta con mayor cantidad de horas e inversión que las bajas, sin importar el tipo de baja, y además, se puede señalar que las personas que egresan de forma involuntaria, están por debajo de los que se dan de baja de forma voluntaria, tanto en las horas (Δ-45%; diferencia neta=180,67 horas) como en la inversión estimada en formación (Δ-53%; diferencia neta=-21,94€).

Figura 10. Distribución de inversión estimada en formación por tipo de baja

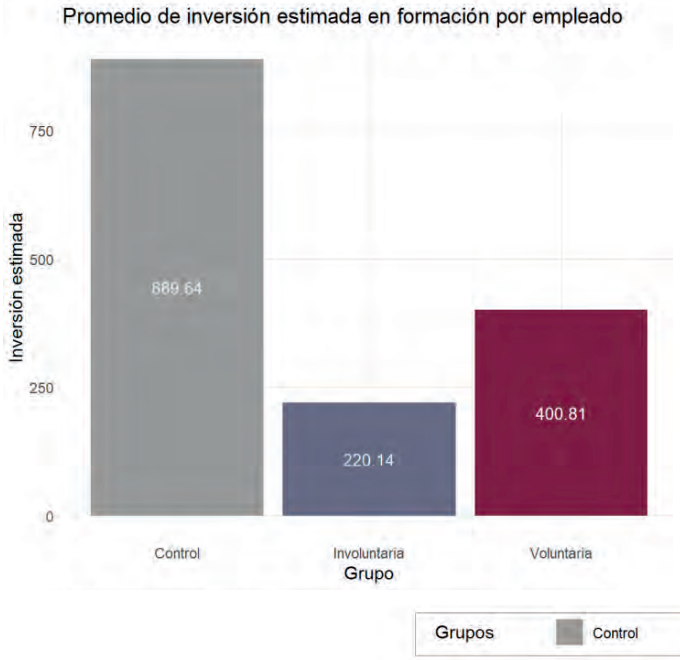
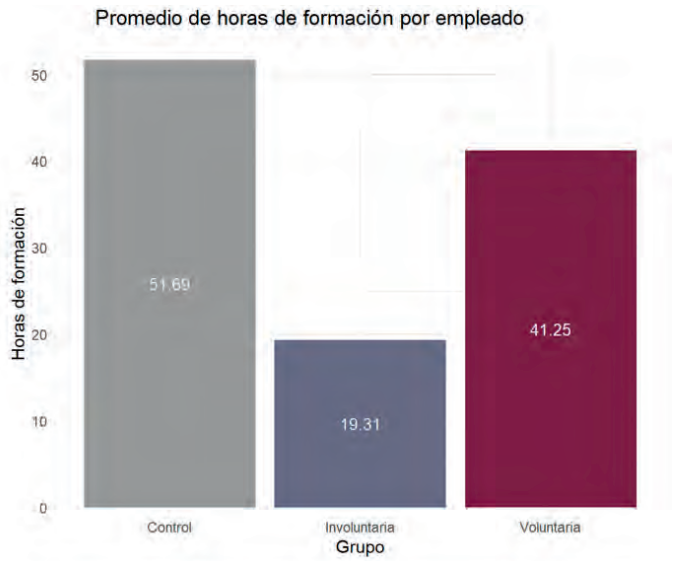
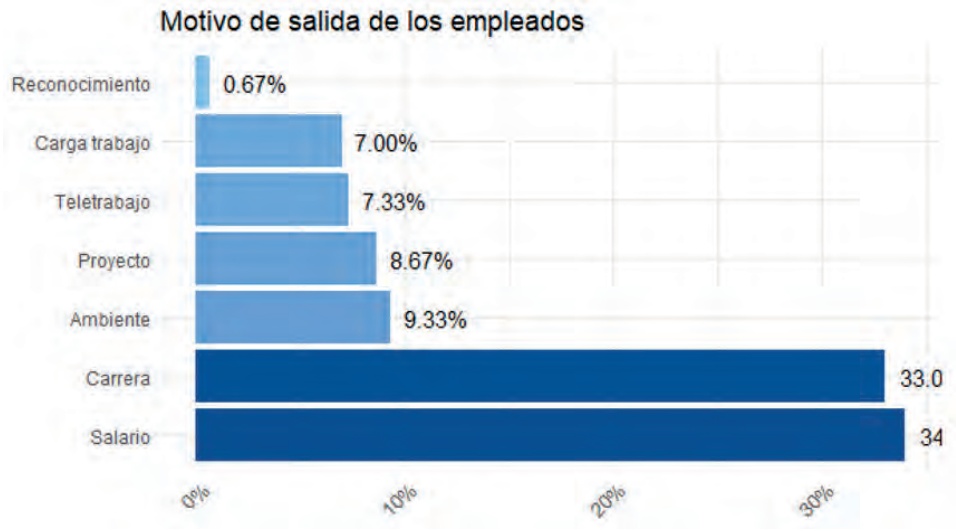


Figura 11. Distribución de horas de formación por tipo de baja.



Para las bajas voluntarias, también se consta de información sobre su motivo de baja, según lo expuesto en la entrevista de salida. Estos motivos fueron ponderados para entender cuál tiene mayor peso para los trabajadores (ver Gráfica 12). Los principales motivos de salida señalados fueron el salario (34%) y la carrera profesional (33%). En segundo plano, también se indican como importantes el ambiente de trabajo (9,33%), el proyecto (8,67%), tener más teletrabajo (7,33% y la carga de trabajo (7%). Esto señala la retribución y plan de carrera como principales puntos de dolor asociados al egreso voluntario de los empleados en la empresa.

Figura 12. Motivo de baja voluntaria expuesto en la encuesta de salida.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5.2. Describiendo la rotación: contrastando las diferencias entre grupos

Se realizó un primer contraste de hipótesis para investigar las posibles diferencias entre los empleados que abandonan la empresa de forma voluntaria y aquellos que permanecen en ella. Se compararon ambos grupos en términos de variables demográficas, organizativas, económicas, de formación y de absentismo.

La hipótesis nula planteada en estos contrastes es que no existen diferencias significativas entre los dos grupos con relación a estas variables. Para evaluar esta hipótesis, se empleará la prueba t de Student, la cual permitirá identificar aquellas variables en las que se encuentren diferencias estadísticamente significativas.

Esta información será luego utilizada como filtro para seleccionar las variables a incluir en el modelo predictivo. De esta manera, se considerarán únicamente aquellas variables que muestren una diferencia estadísticamente significativa entre los dos grupos, minimizando al máximo la probabilidad de cometer un error de tipo I (falso positivo o rechazar la hipótesis nula cuando es verdadera).

En la Tabla 4 se pueden identificar las variables que variables muestran diferencias significativas. Estas variables incluyen el grupo generacional (t=6,5; p<0,001) y la edad (t=8,24; p<0,001), el grupo de antigüedad (t=13,2; p<0,001), tener más o tener menos de 2 años de antigüead (t=-7,7; p<0,001) y los años de antigüedad (t=16,38; p<0,001), la valoración del desempeño (t=-2,8; p<0,001), la diferencia salarial ó aumento salarial entre 2020 y 2021 (t=5,4; p<0,001) y la inversión en formación (t=2,63; p<0,001).

El grupo generacional se utilizó brindar un contexto a la información de la edad y facilitar su interpretación. Sin embargo, dado a que tanto la agrupación generacional como la edad (en años) resultaron significativas, se procederá a incluir únicamente la edad en su escala continua.

De manera similar, se realizaron contrastes entre los años de antigüedad y los grupos de antigüedad. Dado a que ambos fueron significativos, se proseguirá solo con los años de antigüedad en su escala continua. Además, se puede destacar que la clasificación que divide a las personas en más (dummificada con el valor 0) o menos de dos años de antigüedad (dummificada con el valor 1), también generó una diferencia significativa. Esto, en concordancia con los resultados del análisis descriptivo, parece apuntar a que existe un problema de retención del talento en sus primeros dos años en la empresa. Por lo tanto, se recomienda implementar acciones o intervenciones que faciliten la adaptación y satisfacción del empleado desde el onboarding y un seguimiento post incorporación.

Tabla 4. Prueba t-student.

VARIABLE	CONF.LOW	CONF.HIGH	STATISTIC	P.VALUE	SIG
GRUPO_GENERACIONAL	0.308	0.582	6.478	0.000	**
GRUPO_ANTIGUEDAD	1.407	1.906	13.218	0.000	**
ANTIGUEDAD_ANNOS	10.395	13.254	16.380	0.000	**
EDAD_ANNOS	6.984	11.321	8.424	0.000	**
DESEMPENNO	-0.519	-0.086	-2.816	0.007	*
GRUPO_ROL	-0.359	0.202	-0.558	0.578	
SEXO	-0.051	0.201	1.188	0.239	
DIRECCION_SL	-0.750	0.011	-1.936	0.057	
SBA_PROMEDIO	-2613.944	6216.345	0.809	0.420	
PERCENTIL_SBA	-1.264	0.344	-1.141	0.258	
DIF_SALARIAL	0.019	0.041	5.424	0.000	**
ABS_AJUSTADO_DIAS	-2.918	18.095	1.438	0.154	
ABS_AJUSTADO_CASOS	-0.054	0.624	1.679	0.098	
BRADFORD	-62.267	122.508	0.647	0.519	
ANTIGUEDAD_2_ANNOS	-0.643	-0.380	-7.770	0.000	**
EQUIDAD_PCT	-0.040	0.097	0.820	0.415	
HORAS_FORMACION	-30.124	50.990	0.515	0.609	
FORMACION_INVERSION	117.655	860.007	2.633	0.011	*

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

En la tabla 5, se muestran las correlaciones entre las variables previamente descritas y el grupo de pertenencia (baja voluntaria y control).

A través de estas correlaciones, podemos observar que todas las relaciones son bajas. Según su dirección, podemos interpretar lo siguiente:

- Antigüedad: Existe una relación negativa, lo que significa que los empleados con menos antigüedad tienden a tener una mayor propensión a abandonar la empresa de manera voluntaria (rxy=-0,317; R^2=10%).
- Edad: Hay una relación negativa, lo que implica que los empleados más jóvenes tienen una mayor tendencia a generar egreso voluntario (rxy=-0,323; R^2=10,4%).
- Variación/aumento salarial: Existe una relación negativa, lo que indica que aquellos empleados con una menor variación salarial tienen una mayor tendencia a generar egreso voluntario (rxy=-0,128; R^2=1,6%).
- Inversión en formación: Hay una relación negativa, lo que significa que los empleados que reciben una menor inversión en formación tienen una mayor tendencia a generar egreso voluntario (rxy=-0,14; R^2=1,95%).
- Desempeño: Existe una relación positiva, lo que implica que los empleados con mayor desempeño tienen una mayor propensión a generar egreso voluntario (rxy=0,104; R^2=1,08%).

Tabla 5. Matriz de correlación entre las variables y el grupo de pertenencia (baja voluntaria vs. control)

VARIABLE	RXY	R2
ANTIGUEDAD_ANNOS	-0.317	10.049
EDAD_ANNOS	-0.323	10.433
SBA_PROMEDIO	-0.018	0.032
PERCENTIL_SBA	0.044	0.194
DIF_SALARIAL	-0.128	1.638
EQUIDAD_PCT	-0.03	0.090
ABS_AJUSTADO_DIAS	-0.044	0.194
ABS_AJUSTADO_CASOS	-0.061	0.372
BRADFORD	-0.015	0.023
HORAS_FORMACION	-0.035	0.123
FORMACION_INVERSION	-0.14	1.960
DESEMPENNO	0.104	1.082

5.3. Prediciendo la rotación: Modelo de regresión múltiple

Se desarrolló un primer modelo de regresión logística múltiple, utilizando como variable dependiente o predicha el estado del empleado (baja voluntaria o activo en plantilla), y como variable independiente o predictora, los años de antigüedad, el desempeño, edad del empleado, inversión en formación estimada y la diferencia o aumento salarial percibido.

En el anexo 7 se presenta la salida del cálculo del modelo de regresión logística. con las variables descritas anteriormente. Por medio de este modelo de regresión logística múltiple, podemos observar que, aunque previamente las variables por separado explicaban muy poco, en conjunto, dentro del modelo, pueden explicar hasta el R^2=28.1% (Chi^2 p valor = 0.000) de que un empleado pertenezca al grupo control o al grupo de bajas voluntarias. A su vez, se puede observar el desempeño (z=1,23; p=0,225) y la inversión en formación (z=-1.56; p=0,12) son las variables de menor peso dentro del modelo.

Debido a que la mayor parte de las bajas voluntarias son de perfil técnico, se decidió replicar el mismo procedimiento (pruebas t y correlaciones en el anexo 8), controlando el rol por medio de la homogenización de la variable; es decir, excluyendo al resto de las observaciones cuyo rol es distinto a “Técnico”, con el fin de comprobar si esto permite mejorar la capacidad predictiva del modelo. Este segundo modelo permite predecir un R^2=33.8% (Chi^2 p valor = 0.000) de la varianza de egresar voluntariamente. Además, incluye los casos de absentismo ocurridos, debido a que se presenta como una variable que genera una diferencia significativa (t=2; p<0,05) y se priorizó por encima de los días de absentismo y el factor Bradford por su coeficiente (ver Anexo 7). Esto señala que, para los empleados de rol técnico, el absentismo es una variable diferenciadora (especialmente los casos ocurridos), en donde las personas con menos casos de absentismo tendrán una mayor propensión a generar un egreso voluntario (ver anexo 9).

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5.3.1. Comparación de modelos de regresión logística múltiple

Al comparar los modelos, se puede apreciar ambos permiten hacer una predicción, pudiendo diferenciar de manera estadísticamente significativa cuando un empleado causa baja voluntaria de se mantiene activo en plantilla (Chi^2 p valor = 0.000). Sin embargo, estos modelos difieren en varios aspectos (ver tabla 4):

- La capacidad predictiva, es inferior en el modelo 1 (R^2=28.1% vs R^2=33.8%), por lo cual se puede concluir que, al controlar el rol, se pueden llegar a conclusiones más acertadas.
- En cuanto a la bondad de ajuste, o la forma en la que los modelos se ajustan a las observaciones; se comparó utilizando el valor del AIC (Criterio de Información de Akaike), por medio del cual, se considera que el modelo será aquel con el valor más bajo.
- El modelo 1 tiene un AIC de 221.7, y al controlar el rol, el modelo 2 cuenta con un AIC de 160. En función a este criterio, se concluye que el modelo 2 es más confiable, ya que tiene un mayor ajuste.

	Modelo 1		**Modelo 2**	
	R^2	0.281	R^2	0.338
	AIC	221.7	AIC	160
	Chi^2 *p* valor	<0.001	Chi^2 *p* valor	<0.001
	Beta (*p*)		Beta (*p*)	
Intercepto	2.06* (0.039)		1.51 (0.128)	
Antigüedad	-3.70** (<0.001)		-3.34* (0.008)	
Desempeño	1.21 (0.225)		1.66 (0.098)	
Edad	-3.17* (0.002)		-2.42* (0.0155)	
Diferencia salarial	-2.65* (0.008)		-1.148 (0.2510)	
Formación inversión estimada	-1.55 (0.1200)		-1.84 (0.065)	

Tabla 6. Comparación de modelos de regresión

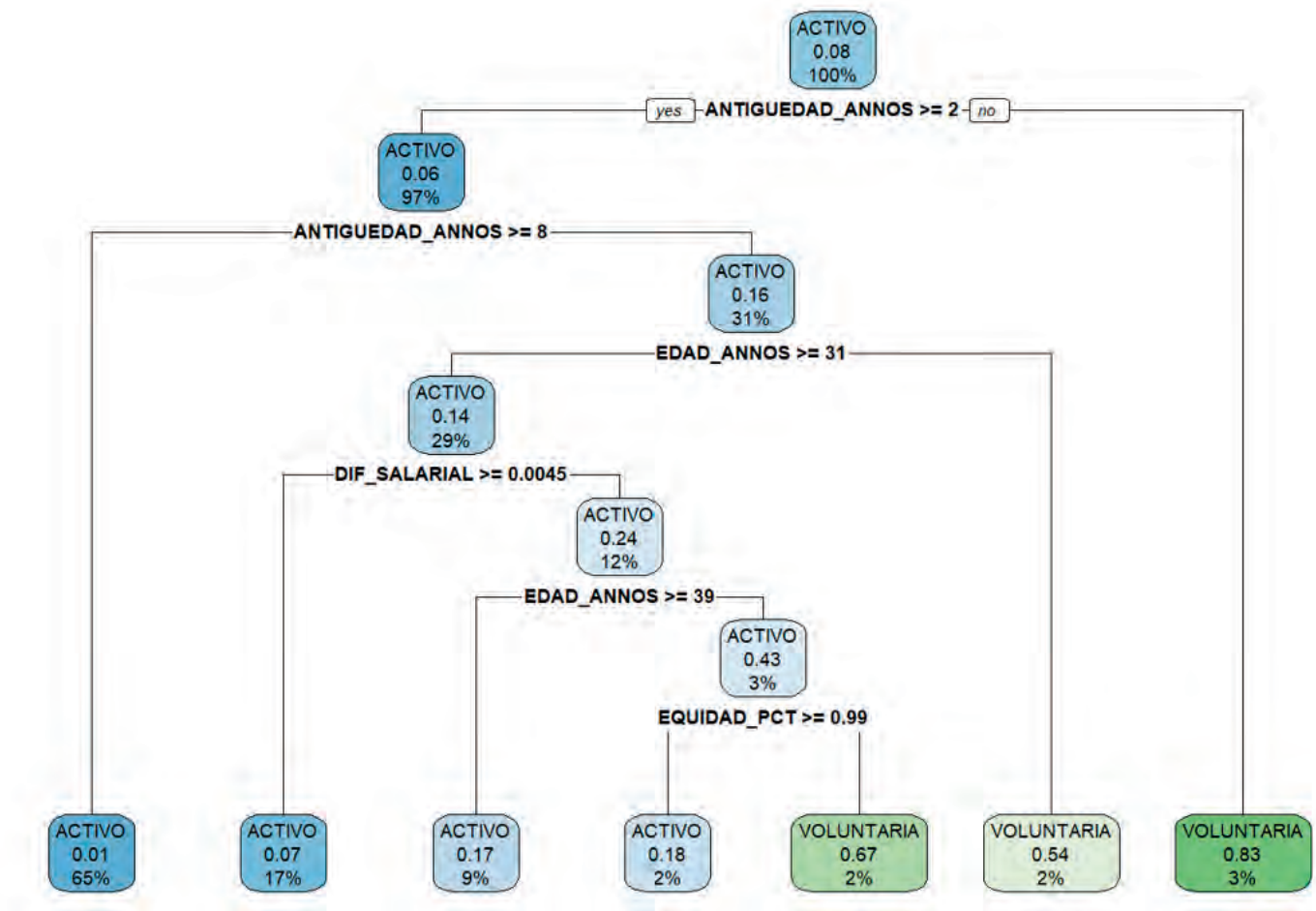


5.4. Prediciendo la rotación: árbol de toma de decisiones (decision tree)

Como segunda técnica estadística, se ejecutó un árbol de toma de decisiones. En este, se introdujeron variables continuas y categóricas (dirección organizativa, sexo, grupo de rol, grupo de antigüedad, grupo generacional y categoría Bradford) y continuas (edad, antigüedad, salario, percentil salarial, diferencia salarial, compara-ratio, días y casos de absentismo y horas e inversión en formación).

A partir de este modelo (ver Gráfico 13), podemos confirmar la observación del análisis exploratorio de datos, de que las personas con menos de dos años en la organización son la que cuentan con un mayor riesgo de generar una baja voluntaria. Seguido a este segmento de personas, están los empleados con una antigüedad entre 2 y 8 años y entre 31 y 38 años de edad, que no han recibido un aumento salarial y no tienen equidad interna, es decir, salarialmente no se les ha aumentado en los últimos dos años, y reciben un ingreso inferior al de sus pares (considerando el departamento y posición). Esta información, parece ser coherente con lo encontrado en el modelo de regresión logística, pudiendo dar incluso más contexto de los perfiles en riesgo de rotación voluntaria.

Figura 13. Árbol de toma de decisiones.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5.5. Comparación de técnicas analíticas: modelos de regresión logística vs árbol de decisiones

En la tabla 7, se muestra una matriz de confusión con los valores calculados para comparar los modelos de regresión y el árbol de decisiones.

	Modelo Regresión 1	Modelo Regresión 2	Árbol de Decisiones
Sensibilidad	11%	27%	36%
Especificidad	76%	49%	99%
Precisión	24%	18%	81%
Exactitud	60%	45%	95%
Puntaje F1	0.15	0.22	0.5

Tabla 7. Matriz de confusión

Al comparar los modelos de regresión logística, se observa que:

- La sensibilidad fue superior en el modelo 2, es decir, este modelo es mejor para identificar correctamente los casos de egreso voluntario.
- La especificidad fue superior en el modelo 1, en donde este modelo es mejor a la hora de identificar los casos de permanecer en plantilla.
- La precisión es superior en el modelo 1, en donde este modelo tiene una mayor habilidad de evadir falsos positivos, es decir, señalar como con probabilidad de egreso a alguien que no la tiene.
- La exactitud es superior en el modelo 1, en donde este modelo demuestra una mayor proporción de predicciones correctas.
- El F1 es superior en el modelo 2, lo cual es un indicativo de que este modelo tiene un mejor desempeño que el modelo 1 a la hora de predecir.

En conclusión, el modelo 2 se considera preferible, debido a que tiene un mejor ajuste a los datos (criterio AIC) u un mejor desempeño en general para predecir la rotación voluntaria (mayor R^2, sensibilidad y F1). Esto señala la necesidad de considerar el rol como variable moderadora, por lo cual resultaría recomendable, contar con un modelo predictivo por cada agrupación de rol existente, ya que el rol parece condicionar o influir entre la relación de las variables incluidas sobre la probabilidad de egreso voluntario. Al agregar el árbol de decisión a esta comparativa, se puede señalar que este supera a ambos modelos de regresión logística en todas las métricas calculadas con la matriz de confusión, demostrando un mejor desempeño en general, con mayores aciertos y menos errores.

Considerando esto, podemos concluir que el árbol de toma de decisiones resulta una mejor técnica estadística para predecir la rotación voluntaria, y principalmente, para predecir definir un perfil de las personas que se espera que se mantengan en plantilla con mayor probabilidad.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

6. Discusión

Por medio del análisis realizado, se puede observar que, comparativamente con el contexto post pandemia descrito, la rotación voluntaria ocurrida en la empresa no resulta alarmante (índice de rotación voluntaria 2022= 4,8%), incluso si se compara con el benchmarking de la industria aseguradora en España (índice de rotación voluntaria= 6,99%) reportado por ICEA el 2022.

No obstante, la rotación voluntaria ha venido en aumento (Δ2,4% superior al cierre del 2021), particularmente en las nuevas contrataciones (Δ4,8% superior al cierre del 2021).

El coste de general de estas bajas voluntarias, estimado a partir del salario bruto anual fue de 1.317.589,33€, y el costo por reemplazo fue en promedio, de 89 días (time to hire) por empleado, y una inversión en euros para la selección que ha aumentado un Δ38,7% en comparación al 2021. El costo por separación, calculado a partir de la formación, fue de 2.392,73 horas, con una inversión estimada de 23.247€.

Por estos costes, la tendencia en aumento del egreso voluntario, y su asociación con satisfacción laboral y salud mental, sigue resultando importante controlar la rotación, especialmente en los casos en los que el riesgo de fuga sea de empleados con alto desempeño o impliquen un alto riesgo.

Entre los resultados encontrados en el análisis descriptivo, se destacó que:

La mayor proporción de la plantilla pertenece a la generación X (54%), considerando que la edad promedio de jubilación para el 2022 es de 66 años (Instituto Santalucía, 2023), estos empleados tienen un estimado de 15 años más de vida laboral antes de su jubilación. Considerando esto, y que la mayor parte de las bajas voluntarias son Millennials (67%), se podría considerar necesario empezar a diseñar planes de retención para este segmento, con el fin de poder suplir las necesidades de talento a futuro.

Además, se destacó que las personas que egresan voluntariamente tenían a estar entre las categorías de desempeño bueno y excelente en mayor proporción que los empleados que se mantienen en plantilla (57% vs 37%), por lo cual se señala que, a la hora de trabajar la rotación voluntaria, es importante ser estratégico y reconocer que empleados se desean retener, ya que, en el estado actual, pareciera que hay una mayor fuga de talento de alto desempeño.

En cuanto a los modelos calculados, por medio de los de regresión logística múltiple podemos concluir que se obtiene un mejor desempeño al hacer predicciones controlando el rol de los empleaos, y que las variables que nos permiten predecir de forma más estable, son la antigüedad, la edad, el desempeño, la inversión en formación y la diferencia o aumento salarial recibido.

Por su parte, el árbol de toma de decisiones, resulto ser más sensible, especifico, preciso, exacto y en general, tener un mejor desempeño que los modelos de regresión. Destacando dos perfiles con mayor riesgo de egreso voluntario:

- Empleados con menos de 2 años de antigüedad.
- Empleados con entre 2 y 8 años de antigüedad y entre 31 y 38 años de edad, que no percibieron un aumento salarial y no cuentan con equidad interna.

Sin embargo, es necesario señalar que los árboles de toma de decisión tienen una tendencia a sobre ajustarse a los datos, y dado a que los cálculos que realiza y en general la salida producida (output) son una capa oculta, puede resultar éticamente cuestionable el uso de estos resultados y es necesario tener precaución de no incurrir en la discriminación los empleados.

Aunque todos estos modelos resultaron estadísticamente significativos para explicar la rotación voluntaria, ninguna de las variables introducidas es accionable. Es decir, ninguna de las variables permite diseñar una ruta de intervención clara con la cual se pueda apalancar los factores “stay” de la decisión de mantenerse en la empresa por parte del empleado.

Algunas de estas variables, podrían incluir: percepción de la cultura y clima laboral, satisfacción con el crecimiento y oportunidades de carrera, satisfacción con la remuneración, reconocimiento y feedback, satisfacción con las relaciones con los managers y compañeros de trabajo, flexibilidad o balance vida-trabajo (Ulhas, 2019 & Chatzoudes, 2022), posición, centralidad y tipo de red social de pertenencia (Younis, Ahsan y Chatteur, 2023) y variables de personalidad (Bossi, et. e. 2022).

Introducir algunas de estas variables sería clave, ya que esto, al menos según la bibliografía revisada, no solo son variables que permiten trazar un objetivo en el diseño de un plan de retención, sino que este tendría evidencia empírica al contener variables asociadas con la satisfacción y salud mental del empleado, así como en una

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

reducción del índice de rotación voluntaria para la empresa.

Siguiendo esta línea de ideas, también resulta preponderante diseñar los planes de intervención con estrategias en base a evidencia empírica, como las señaladas por Allen, Bryant y Vardaman (2010), de las cuales se podría hacer énfasis en la personalización de recompensas (compensación), las ofertas de trabajo realistas (reclutamiento), el uso de mentores (socialización) y las ofertas de desarrollo atadas a la antigüedad (aprendizaje y desarrollo).

Aunado a esto, se recomienda tener claro un listado de talento clave/crítico a retener, ya que, de no contar con dicho listado, si se aplica una intervención, esta no solo se estaría aplicando a ciegas, sino que no se tendría un objetivo claro, con lo cual se incurriría al riesgo de que esta intervención genere un coste superior al de la rotación y que, además, de tener un beneficio, este no sea fácilmente medible.

Para esto, se recomienda replicar este estudio, incluyendo variables accionables, relacionadas como la satisfacción subjetiva con la recompensa (beneficios y salario), trabajo colaborativo (con el equipo y entre áreas), cohesión con compañeros de trabajo, desarrollo profesional, el liderazgo organizacional y relación con el supervisor; la sensación de estabilidad, equidad y autonomía y la capacidad de lograr balance o integración vida (Griffeth, Hom y Gaertner, 2000).

Una vez se cuente con esta información y nuevos modelos, se podrá diseñar un plan de intervención, que puede ser basado en estrategias con evidencia empírica, como las mencionadas por Allen, Byant y Verdaman (2020) y aplicadas al personal que resulte estratégico retener. A la hora de aplicar esta intervención, se podría aplicar un diseño pre-test post-test con grupo control, en donde se compare la satisfacción y rotación de los empleados a los que se les aplica la intervención, versus a los empleados a los que no (grupo control).

A partir de este diseño, se podrá determinar si la intervención aplicada es efectiva, además de que se podría calcular un retorno de inversión (ROI= ganancia/inversión *100) en donde la inversión es el costo de la intervención, y la ganancia sea el coste estimado de la rotación que se calculó en este estudio.

Para esto, en el diseño que se plantea, será necesario cumplir con los siguientes contrastes:

- Grupo experimental (empleados a retener) vs grupo control en pre-test: Permite identificar que no hay una diferencia preexistente entre estos dos grupos antes de aplicar la intervención.
- Grupo control pre-test y post-test: Permite verificar que no hay cambios que puedan ser explicados por otras variables distintas a la intervención.
- Grupo experimental pre-test vs post-test: Permite identificar si hay una reducción en su rotación.
- Grupo experimental vs grupo control en post-test: Permite señalar si hay una diferencia entre aplicar o no la intervención.

En caso de que se cumplan estos contrastes, se podrá concluir que se ha influido de manera positiva en la retención de los empleados y subsecuentemente, en su bienestar.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

7. Conclusión

Este trabajo de investigación se enfocó en el estudio de las bajas ocurridas entre los años 2021 y 2022 en una empresa de seguros española. El objetivo principal fue analizar el impacto de los egresos voluntarios, los factores que influyen en la tasa de rotación y las causas específicas que motivaron la salida de los empleados. Además, se planteó como diseñar un modelo predictivo de rotación voluntaria utilizando distintas técnicas estadísticas y comparándolas entre sí.

Para entender el impacto de las bajas voluntarias en la empresa, se estimó que el coste general y el coste de separación, en términos de la inversión en formación, inversión en reclutamiento y selección, horas promedio de selección (time to hire) y un estimado a partir del salario bruto anual.

Los resultados obtenidos revelaron que, en comparación con el contexto post pandemia, la rotación voluntaria en la empresa no es alarmante, aunque ha experimentado un aumento, especialmente en las nuevas contrataciones.

También se observó que la mayoría de las bajas voluntarias correspondían a empleados de la generación Millennials, lo cual representa un riesgo, si se considera que la mayor proporción de la plantilla es más madura, y que los nuevos empleados son más difíciles de retener. A su vez, se señaló en función al desempeño de las personas que egresan, existe una fuga de talento.

En cuanto a los modelos predictivos, se encontró que el árbol de decisión mostró un mejor desempeño en la predicción de la rotación voluntaria que la regresión logística múltiple. Se identificaron dos perfiles con mayor riesgo de egreso voluntario: empleados con menos de 2 años de antigüedad y empleados con entre 2 y 8 años de antigüedad y entre 31 y 38 años de edad, que no habían recibido un aumento salarial y no contaban con equidad interna.

Sin embargo, se señaló la importancia de tener precaución al utilizar los resultados de los árboles de decisión debido a su tendencia a sobre ajustarse a los datos y la posibilidad de generar discriminación hacia los empleados. Aunque se encontró que las variables utilizadas en los modelos eran estadísticamente significativas para explicar la rotación voluntaria, ninguna de ellas era accionable, lo que dificulta el diseño de intervenciones claras para retener a los empleados.

Se recomienda incluir variables como la percepción de la cultura y clima laboral, satisfacción con el crecimiento y oportunidades de carrera, remuneración, reconocimiento y feedback, relaciones con los managers y compañeros de trabajo, flexibilidad laboral y variables de personalidad en futuros estudios para poder diseñar intervenciones más efectivas. Se destacó la importancia de basar estas intervenciones en estrategias respaldadas por evidencia empírica, como la personalización de recompensas, ofertas de trabajo realistas, uso de mentores y ofertas de desarrollo atadas a la antigüedad.

Se sugiere replicar este estudio incluyendo las variables mencionadas y diseñar un plan de intervención basado en los resultados obtenidos. Se propone un diseño pre-test post-test con grupo control para evaluar la efectividad de la intervención y calcular un retorno de inversión.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

8. Referencias bibliográficas

- Allen, D., Bryant, P. & Vardaman, J. (2010). Retaining Talent: Replacing Misconceptions with Evidence-Based Strategies. **Academy of Management Perspective**, 48-64
- Bossi, F., Di Gruttola, F., Mastrogiorgio, A., D'Arcangelo, S., Lattanzi, N., Malizia, A., & Ricciardi, E. (2022). Estimating Successful Internal Mobil ity: A Comparison Between Structural Equa-tion Models and Machine Learning Algorithms. J**ournal Frontiers in Artificial Intelligence**. 5:848015. doi: 10.3389/frai.2022.848015
- Chatzoudes, D. (2022). Factors Affecting Employee Retention: Proposing an Original Conceptual Framework. I**nternational Journal of Economics and Business Administration**, 10, 49-76
- Graef, M. (2020). Realistic Job Previews. **Umbrella Summaries**. Recuperado de https://www.qic-wd.org/umbrella/realistic-job-previews
- Grieffeth, R., Hom, P., Gaertner, S. (2000). A Meta-Analysis of Antecedents and Correlates of Employee Turnover: Update, Moderator Test, and Research Implications for the Next Millennium. Journal of Management. Vol 26, No. 3, 463-488
- Haya, P y García, P. (2018). El Análisis de Redes Organizacionales. **Instituto de Ingeniería del Conocimiento**. 61-7.1
- ICEA (2022). Índices de Personal de las Entidades Aseguradoras: Estadística año 2022. **Investigación Cooperativa entre Entidades Aseguradoras y Fondos de Pensiones**. Recuperado de https://www.icea.es/es-es/informaciondelseguro/paginas/fichadetexto.aspx?idpublicacion=3241
- IE University (2022). Informe de Datos Agregados. **HR Club de Benchmarking**. XX Edicion.
- Instituto Santalucía (2023). Edad de jubilación 2023: ¿Cuáles son los cambios?. Recuperado de https://institutosantalucia.es/edad-de-jubilacion/
- Moorcraft, B., (2022). Insurers can´t hire fast enough to replace the workers that are leav-ing. I**nsurance Business e-magazine**. Recuperado de https://www.insurancebusinessmag.com/us/news/breaking-news/insurers-cant-hire-fast-enough-to-replace-the-workers-that-are-leaving-420110.aspx
- ORACLE (2022). The Evolution of Big Data and the Future of the Data Lakehouse. Recuperado de https://www.oracle.com/big-data/what-is-big-data/
- Raza, A., Munir, S., Almutairi, M., Younas, F., & Fareed, M. M. S. (2022). Predicting Employee Attrition Using Machine Learning Approaches. **Journal of Business Research**, 143, 1-10. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.08.038
- Ulhas, S. (2019). A Study of Employee Retention. **Journal of Emerging Technologies and Innovative Research**, 6, 331-337
- Younis, S., Ahsan, L. & Chatteur, F. (2023). An employee retention model using organizational network analysis for voluntary turnover. DOI: 10.1007/s13278-023-01031-w

© ADIC-IIC

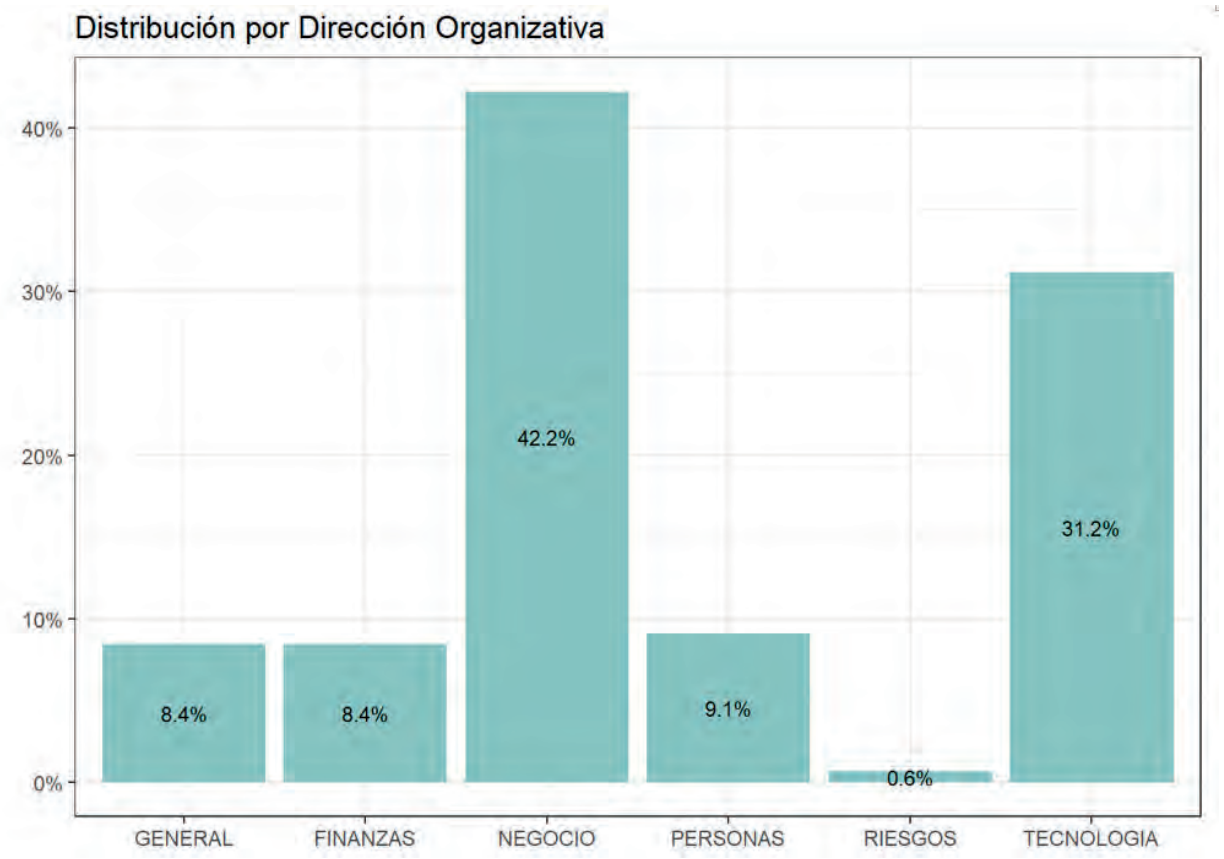
ISSN: 2792-3770

Anexos

Anexo 1. Tabla y gráfico organizativo del Grupo Altas

Estadísticos descriptivos para el Grupo Altas

Variable	min	Q1	mediana	media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	0	0	0	0.1	0	1	0.2	428.60%
EDAD_ANNOS	24	33	41	40	46	58	8.3	20.90%
DESEMPENNO	1	2	2	2.3	3	4	0.6	27.80%
PERCENTIL_SBA	1	5	7	6.6	9	10	2.5	37.40%
DIF_SALARIAL	0	0	0	1.6	0	49	6.2	400.10%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	7.6	0	213	27.9	368.50%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	0.6	0	12	1.7	273.20%
BRADFORD	0	0	0	62.5	0	3387	312.5	500.30%
EQUIDAD_PCT	1	1	1	1	1	2	0.2	20.90%
HORAS_FORMACION	0	18	31	43.8	56	223	42.4	96.70%
FORMACION_INVERSION	0	447	804	1021.7	1328	4447	909.5	89.00%



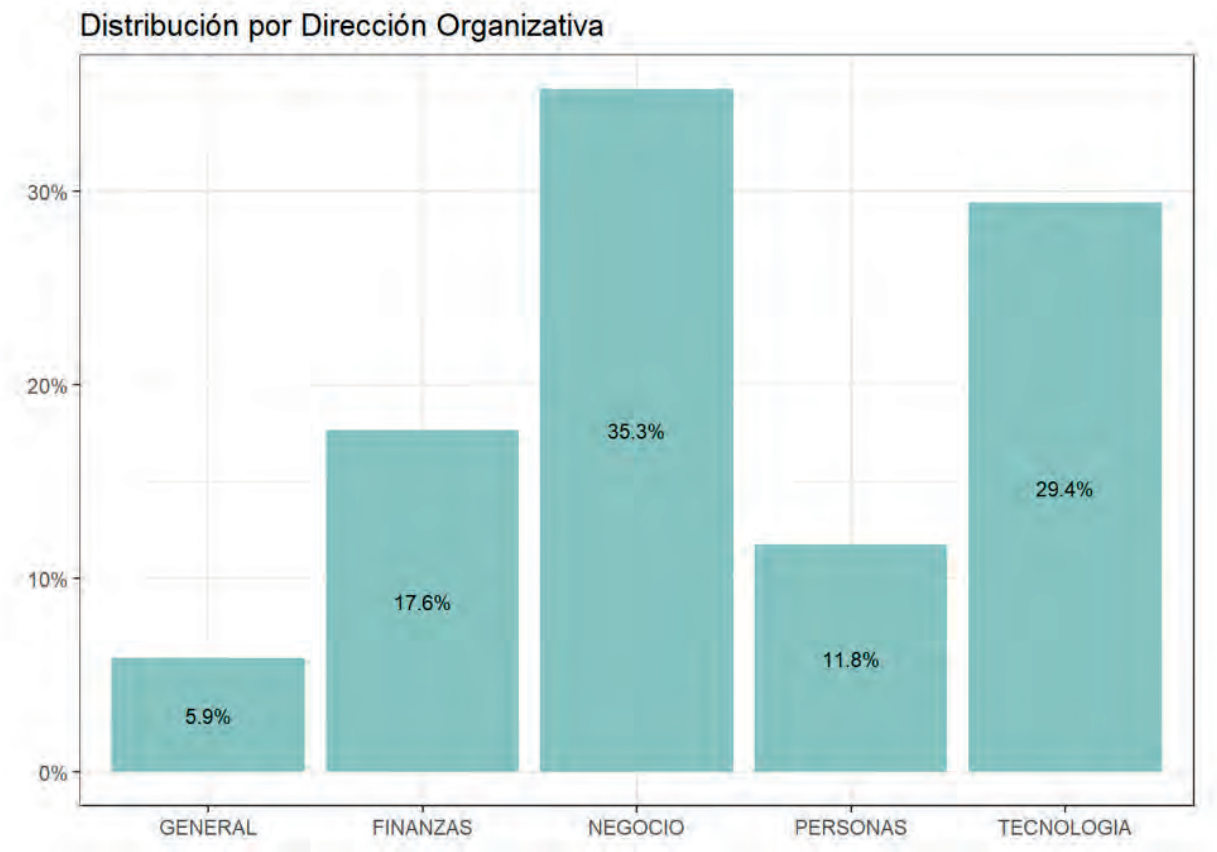
© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Anexo 2. Tabla y gráfico organizativo del Grupo Al-tas-Bajas

Estadísticos descriptivos para el Grupo Alta-Baja

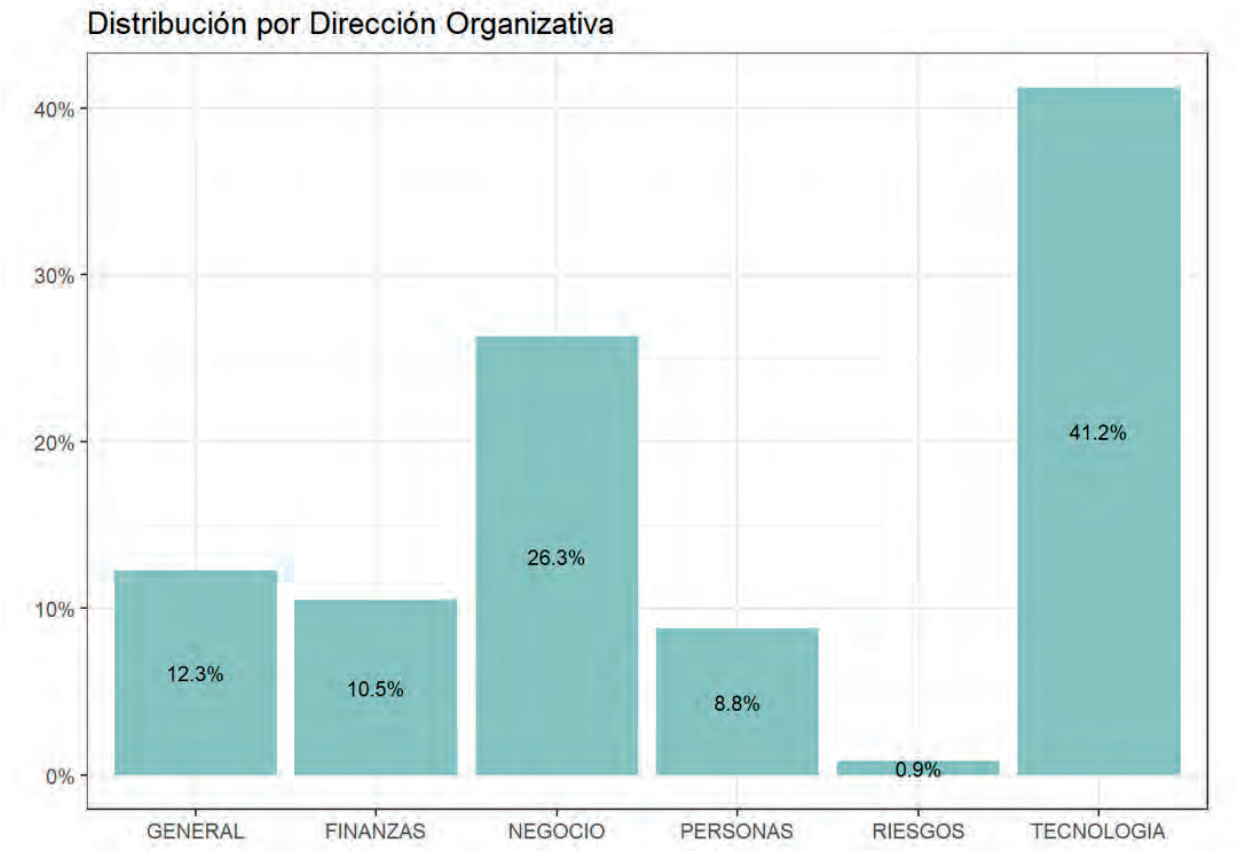
Variable	min	Q1	mediana	media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	0	0	0	0.4	1	1	0.5	123.20%
EDAD_ANNOS	26	33	37	39	48	50	8.4	21.60%
DESEMPENNO	2	2	3	2.7	3	3	0.5	18.00%
PERCENTIL_SBA	1	3	6	5.6	8	10	2.9	52.20%
DIF_SALARIAL	0	0	0	0.2	0	4	0.8	412.30%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	9.1	7	77	20.4	225.20%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	0.9	1	5	1.6	182.90%
BRADFORD	0	0	0	31.2	7	140	57.2	183.60%
EQUIDAD_PCT	1	1	1	1	1	1	0.2	22.60%
HORAS_FORMACION	0	1	9	19.9	27	81	26.4	132.80%
FORMACION_INVERSION	0	24	129	317.8	300	1476	476.5	149.90%



Anexo 3. Tabla y gráfico organizativo del Grupo Bajas

Estadísticos descriptivos para el Grupo Bajas

Variable	min	Q1	mediana	media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	1	2	8	16.9	33	50	16.7	99.10%
EDAD_ANNOS	23	37	48	47.7	59	73	12.6	26.30%
DESEMPENNO	1	2	2	2.5	3	4	0.8	30.40%
PERCENTIL_SBA	1	3	6	5.7	8	10	2.8	49.40%
DIF_SALARIAL	0	0	0	1.8	3	25	3.8	209.00%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	46.5	9	709	128.4	276.10%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	1.1	2	12	2.2	199.80%
BRADFORD	0	0	0	883	16	36579	4177.4	473.10%
EQUIDAD_PCT	0	1	1	1.1	1	2	0.3	24.00%
HORAS_FORMACION	0	0	8	30.4	25	1156	112.2	369.10%
FORMACION_INVERSION	0	0	72	297.5	254	10451	1022.9	343.80%



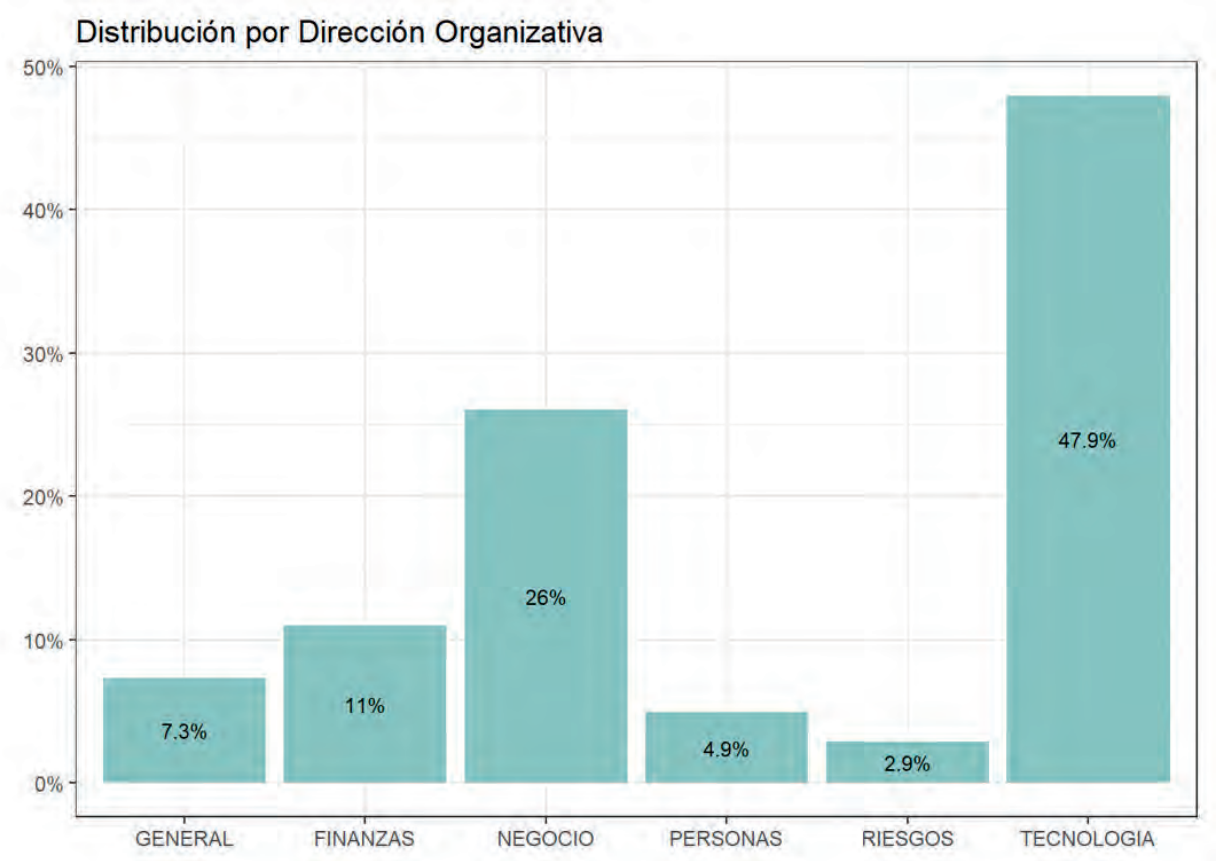
© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Anexo 4. Tabla y gráfico organizativo del Grupo Control

Estadísticos descriptivos para el Grupo Control

Variable	min	Q1	mediana	media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	2	6	14	15.3	23	43	10.2	66.90%
EDAD_ANNOS	27	41	47	46.4	52	64	7.4	16.00%
DESEMPENNO	1	2	2	2.4	3	4	0.7	29.30%
PERCENTIL_SBA	1	3	5	5.4	8	10	2.9	53.90%
DIF_SALARIAL	0	2	3	4.5	5	90	6.6	145.00%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	20	11	374	49.3	247.00%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	0.8	1	12	1.3	153.30%
BRADFORD	0	0	0	96.8	12	12528	575.1	594.10%
EQUIDAD_PCT	1	1	1	1	1	4	0.3	25.70%
HORAS_FORMACION	0	19	40	51.7	62	1144	73.9	142.90%
FORMACION_INVERSION	0	294	699	889.6	1152	10894	917	103.10%



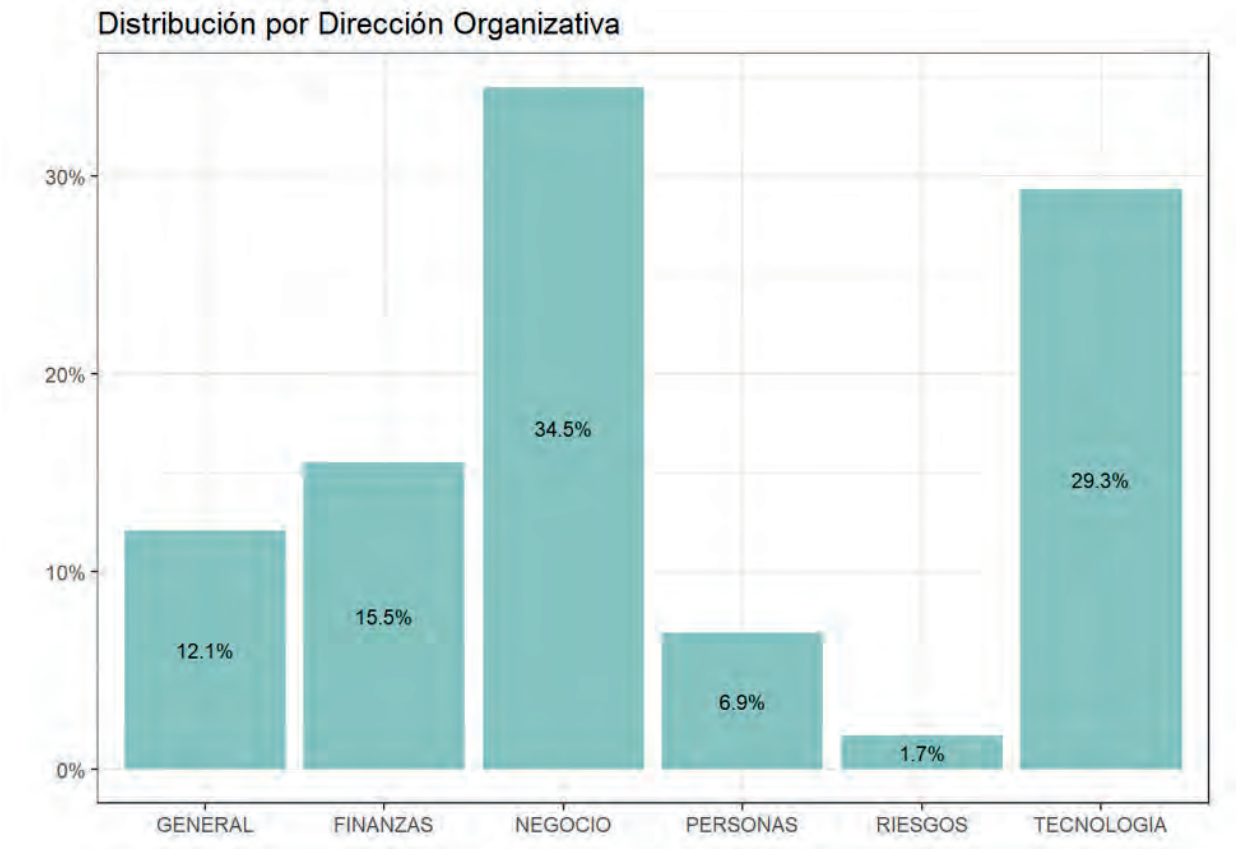
© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Anexo 5. Tabla y gráfico organizativo de bajas voluntarias.

Estadísticos descriptivos de las bajas voluntarias

Variable	min	Q1	mediana	Media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	0	1	2	3.4	4	26	4.5	132.40%
EDAD_ANNOS	26	31	36	37.3	43	56	8	21.40%
DESEMPENNO	1	2	3	2.7	3	4	0.7	24.50%
PERCENTIL_SBA	1	3	6	5.8	9	10	2.9	50.60%
DIF_SALARIAL	0	0	0	1.6	0	17	3.7	234.40%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	12.4	0	183	37.3	301.00%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	0.6	0	5	1.2	220.30%
BRADFORD	0	0	0	66.7	0	2271	308.7	462.80%
EQUIDAD_PCT	0	1	1	1	1	2	0.2	24.70%
HORAS_FORMACION	0	1	11	41.3	30	1156	152.8	370.30%
FORMACION_INVERSION	0	15	121	400.8	298	10451	1386.3	345.90%



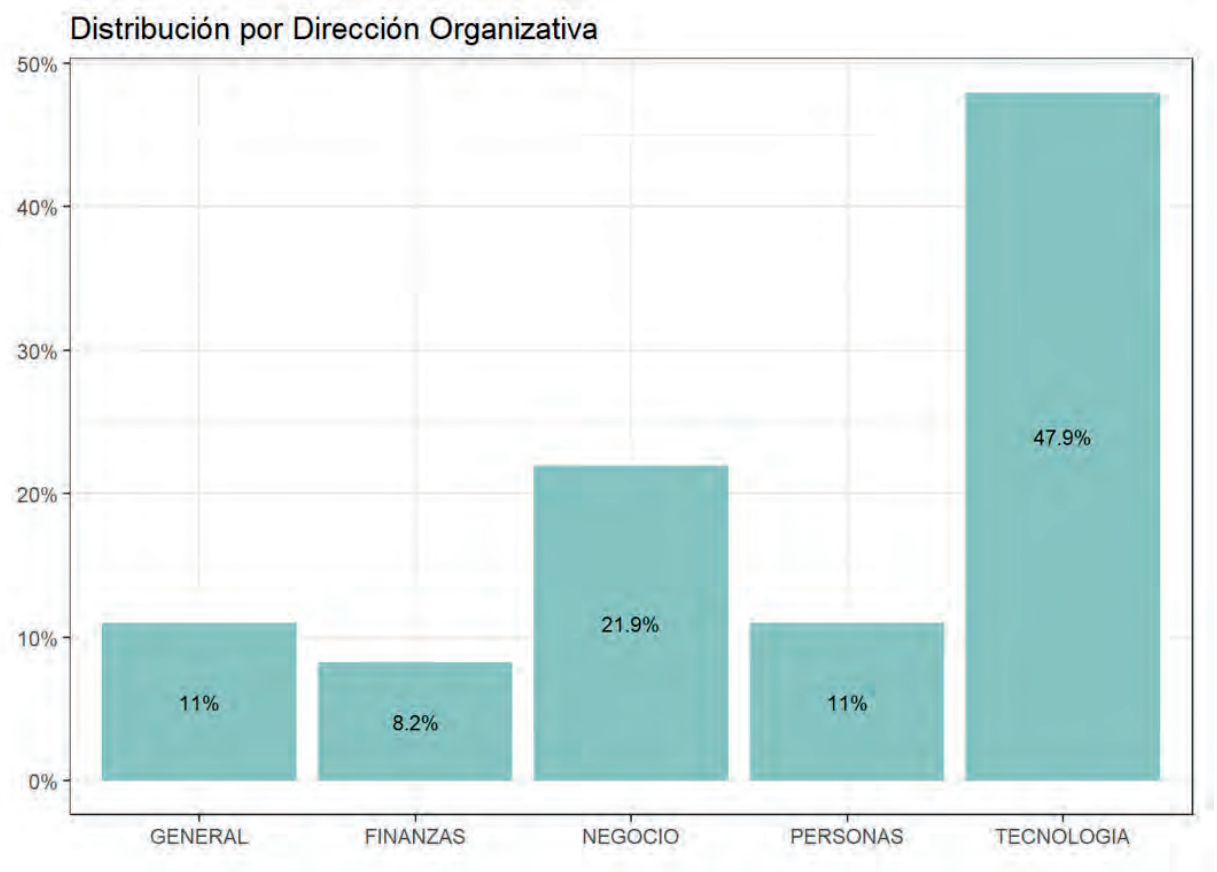
© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Anexo 6. Tabla y gráfico organizativo de bajas involuntarias.

Estadísticos descriptivos de las bajas involuntarias

Variable	min	Q1	mediana	media	Q3	max	sd	coef_var
ANTIGUEDAD_ANNOS	0	7	27	23.7	37	50	17.1	72.20%
EDAD_ANNOS	23	48	59	54	60	73	10.2	18.80%
DESEMPENNO	1	2	2	2.3	3	4	0.8	32.90%
PERCENTIL_SBA	1	3	6	5.6	8	10	2.7	49.00%
DIF_SALARIAL	0	0	0	1.6	3	25	3.5	216.80%
ABS_AJUSTADO_DIAS	0	0	0	64.9	20	709	154.7	238.30%
ABS_AJUSTADO_CASOS	0	0	0	1.4	2	12	2.5	174.30%
BRADFORD	0	0	0	1333.1	88	36579	5171.3	387.90%
EQUIDAD_PCT	0	1	1	1.1	1	2	0.2	22.70%
HORAS_FORMACION	0	0	7	19.3	24	199	35.3	182.60%
FORMACION_INVERSION	0	0	70	220.1	217	1994	395.7	179.80%



Anexo 7. Tabla de modelo de regresión logística 1.

```
##
## Call:
## glm(formula = MOVIMIENTO ~ +ANTIGUEDAD_ANNOS + DESEMPENNO + EDAD_ANNOS +
##     DIF_SALARIAL + FORMACION_INVERSION_ESTIMADA, family = binomial("logit
"),
##     data = DF_TABLA_MODELO)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                  2.755e+00  1.339e+00   2.057 0.039652 *
## ANTIGUEDAD_ANNOS            -1.714e-01  4.630e-02  -3.702 0.000214 ***
## DESEMPENNO                   2.935e-01  2.418e-01   1.213 0.224949
## EDAD_ANNOS                  -9.591e-02  3.022e-02  -3.174 0.001503 **
## DIF_SALARIAL                -1.630e+01  6.137e+00  -2.656 0.007899 **
## FORMACION_INVERSION_ESTIMADA -4.883e-04  3.141e-04  -1.554 0.120079
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 301.79  on 659  degrees of freedom
## Residual deviance: 209.72  on 654  degrees of freedom
##   (28 observations deleted due to missingness)
## AIC: 221.72
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 8
```

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Anexo 8. Tabla del modelo de regresión logística 2.

Prueba t-student para empleados con rol "Técnico"

variable	conf.low	conf.high	statistic	p.value	sig
ANTIGUEDAD_ANNOS	8.3475365	11.5208863	12.4011178	0.0000	*
EDAD_ANNOS	6.2379334	11.2158997	7.0187112	0.0000	*
DESEMPENNO	-0.6272211	-0.1213509	-2.9934144	0.0048	*
SEXO	-0.0812555	0.2093204	0.8810451	0.3817	
DIRECCION_SL	-0.7175198	0.1552773	-1.2883965	0.2025	
SBA_PROMEDIO	-3607.9599592	3570.6772494	-0.0104154	0.9917	
PERCENTIL_SBA	-0.8039517	0.9333675	0.1493119	0.8819	
DIF_SALARIAL	0.0144116	0.0436322	3.9363386	0.0001	*
ABS_AJUSTADO_DIAS	6.8764152	23.2451993	3.6362731	0.0004	*
ABS_AJUSTADO_CASOS	0.0039337	0.7175507	2.0202994	0.0476	*
BRADFORD	20.6601792	97.4602815	3.0284405	0.0027	*
HORAS_FORMACION	-44.2888943	55.6919919	0.2294321	0.8195	
FORMACION_INVERSION	11.0229917	929.1223452	2.0570712	0.0449	*

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Anexo 9. Modelo de regresión logística 2.

```
##
## Call:
## glm(formula = MOVIMIENTO ~ +ANTIGUEDAD_ANNOS + DESEMPENNO + EDAD_ANNOS +
##     DIF_SALARIAL + FORMACION_INVERSION_ESTIMADA + ABS_AJUSTADO_CASOS,
##     family = binomial("logit"), data = DF_TABLA_MODELO_TECNICO)
##
## Coefficients:
##                                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                   2.534e+00  1.666e+00   1.521 0.128353
## ANTIGUEDAD_ANNOS             -1.949e-01  5.834e-02  -3.340 0.000836 ***
## DESEMPENNO                    5.063e-01  3.056e-01   1.657 0.097506 .
## EDAD_ANNOS                   -9.021e-02  3.727e-02  -2.420 0.015515 *
## DIF_SALARIAL                 -1.261e+01  6.154e+00  -2.050 0.040379 *
## FORMACION_INVERSION_ESTIMADA -3.509e-04  3.057e-04  -1.148 0.251028
## ABS_AJUSTADO_CASOS           -3.633e-01  1.971e-01  -1.844 0.065202 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 217.84  on 345  degrees of freedom
## Residual deviance: 146.03  on 339  degrees of freedom
##   (16 observations deleted due to missingness)
## AIC: 160.03
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 7
```

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.05

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.05

Relación entre la confianza, las buenas prácticas de RRHH y la actitud hacia HR Analytics.

The Relationship Between Trust, Best HR Practices, and Attitude Toward HR Analytics.

Álvaro Raya Ortego
Consultor de RRHH

Correo electrónico:
rayaortego@gmail.com

Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/%C3%A1lvaro-raya-ortego-795383192/

Received: 21 september 2023
Received in revised form: 13 october 2023
Accepted: 25 october 2023
Available on-line: 29 november 2023

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave

Recursos Humanos, analítica de RRHH, Confianza, Actitud.

Resumen

En este estudio, se analiza cómo la confianza y las buenas prácticas de recursos humanos (HR) en una organización influyen en las actitudes de los empleados hacia el uso de HR Analytics (HRA). Existe una correlación positiva entre la confianza en la empresa y las actitudes hacia la HRA, lo que sugiere que los empleados confían más en el uso del análisis de datos cuando confían en su organización. Además, la investigación muestra que las buenas prácticas de recursos humanos, especialmente en el área de desempeño, tienen un impacto significativo en la confianza en las empresas. Sin embargo, no se encontró una relación directa entre las buenas prácticas de RRHH y las actitudes hacia la HRA. Por otro lado, encontramos que las buenas prácticas de recursos humanos pueden servir como una variable moderadora que fortalece la relación entre la confianza y las actitudes hacia la HRA. Aunque el estudio presenta algunas limitaciones, como el tamaño reducido de la muestra, proporciona información valiosa para las organizaciones interesadas en mejorar la adopción y percepción positiva de HR Analytics por parte de sus empleados. Futuras investigaciones podrían ampliar la muestra y analizar la relación entre la actitud hacia HRA y factores demográficos, así como la efectividad de diferentes prácticas de RRHH en la confianza de los empleados y su percepción de HRA.

Keywords

Human Resources, HR analytics, Trust, Attitude.

Abstract

In this study, we analyzed how employees' attitude towards the use of HR Analytics (HRA) is influenced by trust and good Human Resources (HR) practices within the organization. A positive relationship was found between trust in the company and attitude towards HRA, suggesting that employees trust data analytics more when they have confidence in their organization. Additionally, it was demonstrated that good HR practices, particularly in the area of performance management, significantly impact trust in the organization. However, a direct relationship between good HR practices and attitude towards HRA was not found. On the other hand, it was discovered that good HR practices act as a moderating variable, intensifying the relationship between trust and attitude towards HRA. Although the study has some limitations, such as a small sample size, it provides valuable insights for or-ganizations interested in enhancing the adoption and positive perception of HR Analytics among their employees. Future research could expand the sample and examine the relationship between attitude towards HRA and de-mographic factors, as well as the effectiveness of different HR practices on employees' trust and perception of HRA.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

1. Introducción

La mayor disponibilidad de datos y los avances tecnológicos han cambiado la forma en que las organizaciones gestionan los recursos humanos en los últimos años. En este contexto, el análisis de recursos humanos (HR Analytics, HRA) ha surgido como un campo prometedor que busca utilizar datos y técnicas analíticas para comprender, predecir y mejorar el desempeño y la gestión de los RRHH en las organizaciones (Smith, 2013).

HR Analytics se enfoca en analizar datos relacionados con los empleados, desde información demográfica hasta registros de desempeño, evaluaciones de competencias o datos de satisfacción laboral. Mediante el uso de técnicas estadísticas, extracción de datos, aprendizaje automático y visualización de datos, HRA permite a las organizaciones obtener información sobre su fuerza laboral y tomar decisiones informadas en áreas clave como el reclutamiento, selección, retención, desarrollo y compensación de empleados (Aguado, 2021). HRA se enfoca en desarrollar y evaluar análisis a partir de métricas fundamentales con el objetivo de centrarse en un "análisis de problemas críticos de capital humano" (Levenson & Fink, 2017). Numerosos estudios han demostrado los beneficios del HRA, desde la mejora de la eficiencia y la precisión del proceso de contratación hasta la identificación de patrones de rotación de empleados o la detección temprana de problemas de rendimiento (Marler & Boudreau, 2017; Karmaska, 2020).

Por ello, no es de extrañar que la adopción de HRA por parte de las empresas se haya acelerado en los últimos años. Las organizaciones pioneras en su adopción han mostrado el potencial que tiene el uso de datos para mejorar la toma de decisiones estratégicas y obtener una ventaja competitiva en el mercado laboral. Por ello, es esencial para el departamento de RRHH de una organización adoptar lo antes posible HRA para mejorar la aportación de valor de los trabajadores y resultar más competitivos como organización. (Ejaz, Akbar & Shaikh, 2020). Sin embargo, a pesar de su potencial, existen importantes desafíos para implementar con éxito HRA. Estos desafíos incluyen la calidad y disponibilidad de los datos, la privacidad y la seguridad de la información, las capacidades analíticas y la integración con los sistemas de gestión de recursos humanos existentes.

Además, los profesionales de recursos humanos deben adquirir las habilidades necesarias para comprender, interpretar y utilizar mejor los resultados del análisis de recursos humanos (Aguado, 2021). Diferentes estudios muestran cómo la adopción por parte de las empresas del HRA es una cuestión que está influida por diferentes factores (Belizon & Kieran, 2022).

Entre dichos factores, las actitudes de los empleados hacia el uso del HRA pueden ser tanto un facilitador de la adopción como un fuerte inhibidor. Sin duda la valoración que realizan los empleados al respecto del uso de datos acerca de su comportamiento es una cuestión relevante. Las actitudes de los empleados juegan un papel vital en la adopción de análisis de recursos humanos. Su voluntad de innovar y cambiar afecta directamente su aceptación de nuevas prácticas, como el uso de herramientas de análisis de recursos humanos. Además, su nivel de compromiso e implicación en la organización se ve influenciado por esta actitud positiva, lo que potencia la integración efectiva de la analítica de RRHH en sus actividades diarias. Las percepciones de los beneficios que la herramienta puede proporcionar también juegan un papel importante, ya que los empleados estarán más inclinados a adoptarla si entienden cómo puede mejorar su toma de decisiones o avanzar en sus carreras. Sin embargo, la confianza en la organización y las prácticas de recursos humanos es un factor clave. Los empleados se sentirán más cómodos utilizando HR Analytics cuando crean que se puede utilizar de forma ética y eficaz para mejorar la gestión de recursos humanos. En última instancia, una cultura organizacional que promueva la innovación, la transparencia y la colaboración proporciona un entorno propicio para la implementación exitosa de análisis de recursos humanos en la gestión de recursos humanos.

En línea con lo anterior en este trabajo exploramos cómo la confianza en la organización y las prácticas de recursos humanos influyen en la actitud que tienen los empleados hacia el HRA. Este análisis es importante ya que puede ayudar a las organizaciones a identificar elementos de gestión sobre los que trabajar para facilitar la adopción del HRA en sus empresas.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

2. La influencia de las Prácticas de HR y la Confianza en la Organización en la Actitud hacia HRA

Las actitudes hacia el HRA se refieren a los sentimientos, creencias y percepciones que los empleados tienen sobre la utilización del HRA en la organización en la que trabajan. La actitud hacia el HRA denotará el grado en el que los empleados valoran positiva o negativamente que su organización utilice sus datos para generar evidencias y tomar decisiones informadas para gestionarlos.

La actitud hacia el uso de HRA puede variar dependiendo de diversos factores, como la cultura organizacional, la comprensión de los beneficios, las preocupaciones acerca de la privacidad y protección de datos, etc. Algunas de las actitudes que los empleados pueden tener hacia su uso son de entusiasmo, curiosidad, escepticismo o de rechazo. La actitud de los empleados hacia el HRA influye en de diversas formas en las posibilidades de adopción del HRA. Por ejemplo, diferentes estudios desarrollados a lo largo de diferentes industrias, señalan cómo los empleados se muestran temerosos a la hora de responder a las encuestas e incluso responden según lo que ellos piensan que sería "deseable", ya que tienen miedo de perder su puesto de trabajo. Para tener datos precisos y completos en HRA, es importante que los empleados estén dispuestos a participar y colaborar. Si los empleados no confían en que la organización usará los datos de manera adecuada y protegerá su privacidad, es posible que se muestren reacios a brindar la información requerida (Robinson, 1996). Además, los empleados deben confiar en que los datos serán analizados e informados de manera justa y precisa. Si los empleados creen que los datos se están manipulando o utilizando de manera injusta, esto puede minar la confianza y reducir los beneficios potenciales del análisis de recursos humanos.

Entre los diferentes factores que podemos estudiar para ver como potenciar actitudes favorables de los empleados hacia el HRA está la confianza en la organización y la satisfacción con las prácticas de recursos humanos desarrolladas.

2.1. Confianza en la organización y actitud hacia HRA

La confianza previa que tienen los empleados en la organización es probablemente un facilitador de la actitud específica de éstos hacia el HRA. La confianza en la organización es un elemento clave en cualquier ambiente de trabajo. Se refiere a las creencias y percepciones de los empleados sobre la integridad, ética, transparencia y confiabilidad de sus organizaciones. Incluye aspectos como la satisfacción laboral, el compromiso organizacional, la identificación con la empresa y la voluntad de permanencia en la organización (Montealegre & Calderón, 2007). Estos factores tienen un impacto significativo en el desempeño laboral, la retención de talentos y la productividad general de la empresa. Cuando los empleados confían en su organización, se sienten seguros y dispuestos a participar y hacer contribuciones positivas para lograr los objetivos de la empresa (Chiang et al. 2010).

Según el estudio de Barrière (2016), cuando los empleados confían más en la organización es más probable que estén abiertos al cambio (como por ejemplo la introducción de HRA), que perciban la organización como más justa y equitativa, y que estén más abiertos hacia el uso de HRA si la comunicación es clara y honesta. Además, cuando las empresas utilizan HRA para identificar oportunidades de desarrollo y crecimiento personal, los empleados que confíen en la organización verán que se está invirtiendo en ellos y verán su uso de manera más positiva.

Como se puede ver, la confianza en la organización estará directamente relacionada con la actitud que tendrán los empleados hacia el uso de HRA. A mayor confianza, el personal responderá de manera más precisa y honesta en los procesos de analítica de datos, ya que considerarán que el uso que harán de ello será beneficioso para la empresa. Por otro lado, si la confianza en la organización es baja, la actitud de los empleados será negativa y mostrarán comportamientos de rechazo hacia su utilización. En línea con lo anterior presentamos la siguiente hipótesis de trabajo:

H1: La confianza a la organización correlacionará positiva y significativamente con la actitud hacia el HRA.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

2.2. Prácticas de RRHH y Actittud hacia el HRA

El desarrollo de las prácticas de recursos humanos tiene influencia en la experiencia del empleado con la organización. Esta experiencia con las prácticas de recursos humanos es a su vez un poderoso elemento en el desarrollo de la confianza del empleado hacia la organización y, también, en la actitud que este muestre hacia el HRA. Todas las organizaciones desarrollan algún tipo de prácticas de recursos humanos, sin embargo, en función de cómo se implantan y desarrollan, estas prácticas pueden ser valoradas positiva o negativamente por los empleados. Se entiende por buenas prácticas aquellos enfoques, políticas y procesos que han demostrado ser efectivos y exitosos en la gestión del talento y en el cumplimiento de los objetivos de la organización, como una justa evaluación del desempeño, flexibilidad horaria, salario competitivo, etc. Según Villajos (2019) hay 7 prácticas principales de RRHH en cualquier organización:

- Formación y desarrollo
- Compensación y beneficios
- Evaluación de desempeño
- Reclutamiento y selección
- Seguridad laboral
- Flexibilidad laboral
- Desvinculación laboral

La combinación de estas 7 prácticas de RRHH es crucial para la estrategia de la empresa y conseguir los resultados esperados. Además, sirven como ventaja competitiva ya que regulan la relación entre los empleados y la organización.

Respecto de nuestro problema de adopción del HRA por parte de la organización, la idea básica es que cuando los empleados valoran positivamente las prácticas HR ya desarrolladas en la organización será más probable que desarrollen también una actitud positiva hacia el HRA. Por ejemplo, si los empleados valoran positivamente las prácticas HR se verán más motivados a proporcionar sus datos o contestar a las encuestas, ya que percibirán que están siendo escuchados y valorados. Por otro lado, si una empresa no hace una buena gestión y desarrollo del capital humano, los trabajadores no tendrán una buena actitud hacia HRA ya que percibirán que no se les presta atención y no se les escucha.

Como se puede apreciar, las prácticas de RRHH son cruciales a la hora de construir tanto una buena confianza en los empleados hacia la organización, como por extensión una actitud más positiva hacia el HRA. En línea con lo anterior planteamos la siguiente hipótesis:

H2: La valoración que realizan los empleados acerca de las prácticas de recursos humanos se relacionará positiva y significativamente con la actitud hacia el HRA.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

3. Método

3.1. Participantes

La muestra estuvo compuesta por 48 participantes (53% mujeres). El rango de edad osciló entre 21 y 63 años, con una edad media de 31 años (DT = 08,52). Todos los participantes fueron reclutados mediante una técnica de bola de nieve a través de las distintas redes sociales (LinkedIn, Instagram y Whatsapp). Los criterios de inclusión fueron, exclusivamente, ser mayor de 18 años y estar actualmente en condición de empleado.

3.2. Procedimiento

Los participantes fueron encuestados en línea a través de un cuestionario de Google Forms. La colaboración de los mismos fue voluntaria y la confidencialidad y el anonimato fueron garantizados en todo momento. El tiempo estimado de contestación fue de 10 minutos y el formulario permaneció abierto por un periodo de un mes, dando un plazo razonable de tiempo para lograr el máximo número de respuestas posible.

3.3. Medidas

Actitud hacia el HRA. Se utilizó como base el cuestionario de Bàrriere (2016), adaptándolo a las circunstancias y requisitos de este trabajo. La escala de respuesta es de acuerdo (1, nada de acuerdo a 4, completamente de acuerdo). En el apéndice 1 puede verse la escala completa.

Confianza en la Organización. La confianza en la organización se midió a través de una adaptación de la escala de Robinson (1996). La escala de respuesta es de acuerdo (1, nada de acuerdo a 4, completamente de acuerdo). En el apéndice 1 puede verse la escala.

Prácticas HR. Las prácticas HR se valoraron mediante el cuestionario de Villajos y Peiró (2019). La escala de respuesta es 1 (nada efectiva) a 7 (muy efectiva). En el apéndice 1 se puede consultar la escala.

Las tres medidas se integraron en un único cuestionario. En concreto, el formulario se dividió en cinco secciones. En la primera, se explicó a los partícipes en qué consistía la encuesta, su dinámica, la garantía de su confidencialidad, el tiempo estimado de respuesta y se acabó con un breve agradecimiento por su cooperación.

En la segunda, se hizo referencia a ciertos datos demográficos de relevancia para la investigación (sexo asignado al nacer, fecha de nacimiento, situación actual de empleo). Si la persona encuestada seleccionaba la casilla de desempleado/a, le llevaba automáticamente al final del cuestionario, ya que solo buscamos a participantes actualmente empleados. Las secciones tercera, cuarta y quinta corresponden con las diferentes escalas del estudio. Finalmente, en la última sección se daba las gracias al participante por su colaboración.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

4. Resultados

En la Tabla 1, se muestran la fiabilidad de las medidas utilizadas junto con sus estadísticos descriptivos e inter-correlaciones. Se observa que las medidas de actitud hacia HRA, confianza en la Organización y prácticas de RRHH muestran una buena fiabilidad siendo los valores Alfa de Cronbach 0,89, 0,87 y 0,97, respectivamente.

En cuanto a la relación entre las variables se observa que la Actitud hacia el HRA se relaciona de forma significativa y positiva con la confianza (r=0,359; p=0,012), así mismo, esta última correlaciona de forma moderada y positiva con las prácticas de RRHH (r=0,562; p=0,001). Por lo tanto, esto indica que, a mayor confianza en la organización, mejor es la actitud hacia el uso de HRA, y a mejores prácticas de RRHH mayor es la confianza en la empresa. Sin embargo, no se halla una relación significativa entre la actitud hacia el uso de HRA y las prácticas de RRHH. Estos resultados permiten corroborar nuestra H1 pero no H2.

Tabla 1. Coeficiente de Fiabilidad y el coeficiente de Correlación de Pearson para las variables del estudio.

Variables	Media	DT	ALFA DE Cronbach	1	2	3
1.Actitud	3,37	0,49	0,89	1	0,359*	0,233
2.Confianza	3,12	0,68	0,87		1	0,462**
3.Prácticas RRHH	4,54	1,51	0,97			1

Nota: DT= desviación típica; 1= Actitud; 2= Confianza; 3= Prácticas de Recursos Humanos; *p<0,05; **p<0,01

Para ahondar más en la relación entre prácticas de RRHH y la confianza, se decidió agrupar los ítems de la escala de buenas prácticas de RRHH en 5 grupos: selección y retención, desempeño, desvinculación laboral, compensación y beneficios y flexibilidad y seguridad laboral. En la Tabla 2, se presentan los resultados hallados con la prueba de Correlación de Pearson entre las dimensiones de la escala de Prácticas de RRHH con la Confianza total. Según los resultados, se obtiene que existe una correlación estadísticamente significativa, positiva y moderada, entre la confianza total con la selección y retención, el desempeño, la desvinculación laboral, la compensación y beneficios, y así mismo, con la flexibilidad y seguridad laboral.

La prueba de Regresión lineal múltiple arroja un nivel de significación menor que 0,05 en la variable de desempeño, lo que indica que dicha variable predice de forma significativa la confianza total (B=0,047; p=0,000) con un R2 del 24.7%. El resto de las variables fueron excluidos del modelo (p>0,05).

Tabla 2. Coeficiente de Correlación de Pearson para las dimensiones de las Prácticas de RRHH con la confianza

	Selección y Retención	Desempeño	Desvinculación Laboral	Compensación y Beneficios	Flexibilidad y Seguridad laboral
Confianza en Org.	0,482**	0,497**	0,318*	0,315*	0,443**
Actitud HRA	0,259	0,212	0,087	0,258	0,199

Nota: *p<0,05; **p<0,01

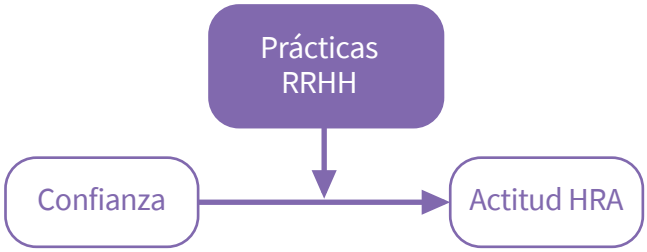
© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

4.1. Análisis adicionales

Con el objetivo de analizar también si las prácticas de recursos humanos tenían una influencia indirecta en la actitud hacia el HRA se desarrolló un análisis de moderación en el que observamos el efecto que las prácticas de recursos humanos tienen sobre la relación entre la confianza y la actitud hacia el HRA. Para ello se utilizó Process implementada en SPSS. En la figura 1 se muestra gráficamente la idea de moderación puesta a prueba.

Figura 1. Modelo de moderación



Fuente: elaboración propia

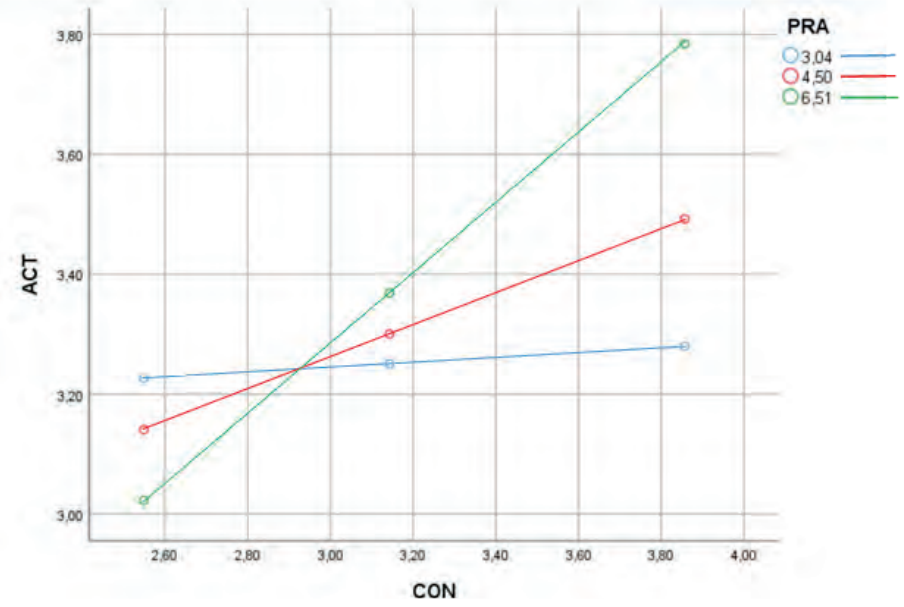
Los resultados muestran que, efectivamente, las prácticas de HR ejercen un efecto moderador sobre la relación entre confianza y actitud. En la Figura 2 puede observarse dicho efecto. Como se ve cuanto mayor es la calidad de las prácticas de recursos humanos (línea de puntos verdes) la pendiente de la relación entre la confianza y la actitud hacia el HRA es mayor que en el caso de una calidad moderada (línea de puntos rojos) y que en el caso de una baja calidad de las prácticas de recursos humanos (línea de puntos azules). Ello viene a indicar que la relación entre la confianza hacia la organización y la actitud hacia el HRA se da de forma más intensa en el caso en el que las prácticas de recursos humanos son percibidas favorablemente por los empleados. Es decir, la combinación de confianza en la organización y valoración positiva de las prácticas de recursos humanos facilita una actitud positiva hacia el HRA más potente que la confianza en la organización de manera aislada. En la Tabla 3 pueden apreciarse los valores numéricos de los coeficientes y de la interacción.

Figura 1. Modelo de moderación

Confianza en la Organización -> Actitud ante el HRA (Prácticas de Recursos Humanos)

Modelo R2 (p)	.24 (.001)
Constante B (p)	-4.50 (.001)
Confianza B (p)	-.43 (.014)
Actitud B (p)	-.45 (.030)
Interaction B (p)	.15 (.017)

Figura 2. Moderación de las prácticas de recursos humanos en la relación entre la confianza hacia la organización y la actitud hacia el HRA.



© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

5. Discusión y Conclusiones

El objetivo principal de este estudio ha sido analizar en qué medida la actitud de los empleados hacia el uso de HR Analytics en su organización está afectada por la confianza hacia la organización y la valoración de las prácticas de RRHH en la misma.

En primer lugar, se observó que la confianza en la organización está directamente relacionada con la actitud hacia HRA. Esto quiere decir que cuanto más confíen los empleados en su organización, más abiertos y predispuestos estarán ante el uso de analítica de datos de RRHH.

Lo anteriormente mencionado resulta vital para que las empresas centren sus recursos en mejorar la confianza de sus empleados mediante diferentes métodos, como utilizar una comunicación abierta y transparente, transparencia en la toma de decisiones que se tomen desde los puestos directivos, trabajando en equipo y colaborando entre los diferentes departamentos, reconociendo y recompensando el trabajo bien hecho y fomentando el aprendizaje y la formación continua de los empleados.

Según el análisis realizado, las prácticas de recursos humanos no están directamente relacionadas con una buena actitud hacia el uso de HRA, pero si lo está con la confianza en la organización. Además, al agrupar los ítems de la escala de buenas prácticas de RRHH se observó que aquellos ítems relacionados con las prácticas de gestión del desempeño son los que más relacionados están con la confianza en la organización. Esto quiere decir que las empresas que tengan una mejor forma de evaluar y gestionar el desempeño de sus trabajadores lograrán obtener una mayor confianza por parte de los empleados en la empresa y, en consecuencia, estarán facilitando la actitud positiva por parte de éstos hacia las prácticas HRA.

Adicionalmente, hemos estudiado si las prácticas de RRHH ejercen de variable moderadora sobre la relación entre la confianza y la actitud hacia HRA. Al realizar el modelo de moderación, se observó el fuerte efecto que ejerce la variable moderadora sobre las otras dos. Este efecto es de vital importancia para las empresas y para futuras investigaciones, ya que se ha encontrado una relación positiva entre la confianza en la organización y la actitud hacia HRA, la cual se puede moderar mediante la implantación y buen uso de prácticas de RRHH.

Las empresas que lleven a cabo las acciones descritas previamente obtendrán ventaja a la hora de adoptar la práctica del HRA mediante el valor añadido que aporta a ello una actitud favorable de los empleados. En cualquier caso, es necesario tener en cuenta que pueden y deben utilizarse otros mecanismos para favorecer una actitud positiva hacia el HRA. Por ejemplo, para empezar a construir una buena actitud en la organización hacia el uso de HRA, en primer lugar, los profesionales HR requieren de formación para poder entenderlo de manera correcta, y hacer un buen uso de ello, lo que ayudará en el desarrollo de una actitud positiva hacia el uso de HRA (Ejaz, Akbar & Shaikh, 2020). Una vez se ha adoptado una actitud positiva en el personal de recursos humanos, a través de la influencia social esta actitud puede empezar a extenderse al resto de empleados de la compañía (Konana, & Balasubramanian, 2005). Sin embargo, esto solo sucede si el individuo considera que adoptar esta actitud va a resultar beneficioso para él mismo. Por otro lado, si el individuo considera que adoptar la actitud le puede llevar a enfrentamientos con sus compañeros, lo rechazará (Talukder & Quazi, 2011).

Por lo tanto, los compañeros en la organización pueden influenciar el comportamiento del resto y animarlos a adoptar actitudes favorables ante la innovación, que en este caso en concreto sería la introducción del uso de HRA.. Adicionalmente, para evitar actitudes de rechazo y escepticismo, es importante ser transparentes con el uso que se harán de los datos y educar a los empleados para que estén abiertos a la utilización de HRA. Por lo tanto, para que los empleados se sientan cómodos a la hora de participar en los procesos de HRA, es muy importante que confíen en la organización y en el manejo que harán de sus datos.

Como toda investigación, el presente estudio posee algunas limitaciones. La principal limitación tiene que ver con la escasez de muestra obtenida. En futuros estudios esta muestra deberá aumentar considerablemente, para que los resultados se puedan generalizar al resto de la población. La segunda limitación hace referencia al descarte de los sujetos desempleados. En siguientes estudios sería interesante contemplar la actitud hacia el HRA de personas en desempleo o en búsqueda activa de trabajo. RRHH en 3 grupos, y analizar en qué nivel se relacionan cada una con la actitud hacia HRA. Por otro lado, de cara a futuros estudios, también sería oportuno hacer un estudio de la diferencia que hay en la actitud hacia HRA entre hombres y mujeres.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

6. Referencias bibliográficas

- Aguado, D. (2021). Insights para construir un HRA efectivo. Revista de Casos de Estudio en HR Analytics, Nº1. https://www.iic.uam.es/pdf/revista_hr/revista01/HR_08.pdf
- Barrière, J. M. (2016). The influence of trust on attitude of employees towards HR Analytics in organisations (Master's thesis, University of Twente).
- Belizón, M. J., & Kieran, S. (2022). Human resources analytics: A legitimacy process. Human Resource Management Journal, 32(3), 603-630.
- Chiang, M., Núñez, A., Martín, M. J., & Salazar, M. (2010). Compromiso del Trabajador hacia su Organización y la relación con el Clima Organizacional: Un Análisis de Género y Edad. Panorama socioeconómico, 28(40), 90-100.
- Ejaz, S., Akbar, W., & Shaikh, M. (2020). Slow adoption of HR analytics: Understanding from the lens of innovation diffusion theory. International Journal of Management (IJM), 11(11), 2090-2101.
- Karmańska, A. (2020). The benefits of HR analytics. Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu, 64(8), 30-39.
- Konana, P., & Balasubramanian, S. (2005). The social–economic–psychological model of technology adoption and usage: an application to online investing. Decision Support Systems, 39(3), 505-524.
- Levenson, A., & Fink, A. (2017). Human capital analytics: too much data and analysis, not enough models and business insights. Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance, 4(2), 145-156.
- Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). An evidence-based review of HR Analytics. The International Journal of Human Resource Management, 28(1), 3-26.
- Montealegre González, J. V., & Calderón Hernández, G. (2007). Relaciones entre actitud hacia el cambio y cultura organizacional: Estudio de caso en medianas y grandes empresas de confecciones de Ibagué. Innovar, 17(29), 49-70
- Robinson, S. L. (1996). Trust and breach of the psychological contract. Administrative science quarterly, 574-599.
- Smith, T. (2013). HR Analytics: The what, why and how. Numerical Insights LLC.
- Talukder, M., & Quazi, A. (2011). The impact of social influence on individuals' adoption of innovation. Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce, 21(2), 111-135.
- Talukder, M. (2012). Factors affecting the adoption of technological innovation by individual employees: An Australian study. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 40, 52-57.
- Villajos, E., Tordera, N., Peiró, J. M., & van Veldhoven, M. (2019). Refinement and validation of a comprehensive scale for measuring HR practices aimed at performance-enhancement and employee-support. European Management Journal, 37(3), 387-397.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

7. Apéndice: escalas utilizadas en el estudio

Enunciados utilizados para valorar la Actitud ante la Práctica HRA.

- Tengo miedo ante el uso de HR Analytics en mi empresa
- Tengo un mal presentimiento sobre HR Analytics en mi organización
- Estoy muy entusiasmado con HR Analytics en mi organización
- No me siento cómodo con el uso de HR Analytics en mi organización
- Me estreso ante el uso de HR Analytics en mi organización
- Busco formas de evitar que se lleven a cabo procedimientos relacionados con HR Analytics
- Protesto contra el uso de HR Analytics
- Me quejo de HR Analytics con mis compañeros
- Presento mis objeciones con respecto a HR Analytics
- En general hablo bastante bien de HR Analytics
- Creo que HR Analytics perjudica la forma en que se hacen las cosas en la organización
- Creo que realizar HR Analytics es negativo
- Creo que HR Analytics hará mi trabajo más difícil
- Creo que HR Analytics beneficia a la organización y a sus trabajadores
- Creo que podría beneficiarme personalmente de HR Analytics

Enunciados utilizados para valorar la Confianza en la Organización.

- Considero que mi organización es íntegra
- Espero que mi organización tome decisiones de manera consistente y razonable
- Mi organización no siempre es honesta y sincera
- En general, creo que los motivos y las intenciones de mi organización son buenas
- No considero que mi organización sea justa
- Mi organización es abierta y sincera con sus empleados
- No confío completamente en mi organización

La escala utilizada para valorar las prácticas de recursos humanos está publicada en la referencia: Villajos et al., 2019.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

.06

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



.06

Mirando la Rotación voluntaria desde HR: una visión integrada de la práctica analítica.

Relationships Matter: Exploring the Network's Effect in the Performance of Teamworks.

Sonia Rodríguez
Instituto de Ingeniería del Conocimiento

Correo electrónico:
sonia.rodriguez@iic.uam.es

Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/soniarodriguezsobrino/

Beatriz Lucía
Instituto de Ingeniería del Conocimiento

Correo electrónico:
beatriz.lucia@iic.uam.es

Linkedin:
https://www.linkedin.com/in/beatrizlucia/

Received: 12 september2023
Received in revised form: 21 october 2023
Accepted: 21 november 2023
Available on-line: 29 november 2023

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770



Palabras clave
Rotación, machine learning, variables, explicabilidad, modelos, ETL, coeficientes Sharp

Resumen

Este artículo tiene como objetivo explorar las estrategias fundamentadas en el análisis de datos y su contribución para comprender y mitigar la rotación laboral. Se abordarán las fases comúnmente involucradas en proyectos de esta índole, así como los elementos esenciales para enfrentar un proyecto de analítica de datos con éxito.

Keywords
Turnover, machine learning, variables, explainability, models, ETL (Extraction, Transformation, Load), Shapley coefficients

Abstract

This article aims to explore strategies grounded in data analysis and their contribution to understanding and mitigating employee turnover. The commonly involved phases in projects of this nature will be addressed, along with the essential elements to successfully tackle a data analytics project.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

1. Rotación e impacto en las empresas

La rotación laboral se refiere al acto voluntario de una persona empleada de dejar su puesto de trabajo en una compañía, excluyendo casos como las jubilaciones o abandonos del trabajo por motivos de fuerza mayor.

Una alta tasa de rotación puede suponer un grave problema para la empresa, ya que, además del coste que supone el abandono de una persona y sustitución de la misma, puede impactar enormemente en la motivación del equipo de trabajo y en la reputación organizacional como lugar para trabajar. Desde la perspectiva del coste que supone, el abandono de un empleado implica no solo la pérdida de un recurso humano de valor para la empresa sino también la necesidad de contratar y capacitar a otra persona que ocupe este puesto y que, en un corto o medio plazo, pueda adaptarse e integrarse en la organización. En lo que respecta a la reputación, es una realidad que las compañías con alta tasa de rotación no suelen ser las más atractivas para las personas que están en búsqueda activa de empleo. Además, el efecto contagio de la rotación puede impactar negativamente en la percepción general de estabilidad en la compañía, llevando a que numerosos empleados tomen la decisión de abandonarla. En el competitivo mercado laboral actual, estas organizaciones pueden mostrar grandes difi cultades significativas para atraer talento.

Los motivos por los que una persona decide abandonar la empresa son muy variados y personales, pero sí podemos encontrar que hay factores tanto internos como externos a la organización que pueden afectar a que exista una probabilidad mayor de salida voluntaria. Es evidente que el mercado va generando oportunidades diversas que pueden hacer más atractivas a otras organizaciones. En estos casos, es fundamental ser activo en un análisis continuo para comprender el mercado y revisar las prácticas de las empresas competidoras, a fin de realizar los ajustes necesarios que incentiven a los empleados a permanecer en nuestra organización.

Dentro de la empresa, el bienestar, el compromiso y la motivación de las personas representan factores cruciales para su fidelización y permanencia en ellas. Se observa como en compañías con una alta tasa de bajas voluntarias es habitual encontrar niveles más bajos de satisfacción o compromiso que pueden repercutir directamente en su productividad y, en última instancia, en el abandono de la empresa.

Conocer el riesgo que tienen las personas trabajadoras de abandonar la empresa y la identificación de los factores de riesgo que influyen en las desvinculaciones voluntarias permite a las compañías diseñar estrategias de intervención efectivas en la retención de las personas trabajadoras.

Las estrategias que se apoyan en el análisis de los datos de las personas de la compañía, así como de otro tipo de datos, por ejemplo, cifras de la competencia, representan herramientas valiosas para lograr el propósito de conocer y reducir la rotación a cifras deseadas.

Por lo general, los proyectos de este tipo se enfocan en los siguientes objetivos:

1. Desarrollar un modelo de predicción que permita conocer el riesgo o probabilidad de salida voluntaria de una persona en su compañía. Para ello, resulta fundamental analizar el histórico de datos de la plantilla y definir la ventana de tiempo en la que se realizará la predicción (por ejemplo, a 4 o 6 meses en el futuro).
2. Identificar cuáles son las variables que afectan a esa puntuación o scoring de riesgo, con el fin de que la empresa pueda tomar medidas eficaces antes de que se produzca la renuncia voluntaria.
3. Realizar un análisis estadístico descriptivo de los datos con el objetivo de descubrir relaciones entre las variables y generar visualizaciones que faciliten la toma de decisiones.
4. Explorar la explicabilidad de los modelos de machine learning empleados durante el análisis de los datos.

En línea con lo anterior, el objetivo de este trabajo consiste en detallar los elementos esenciales que deben considerarse en el ámbito del análisis de la rotación a través del HRA. Se abordarán aspectos relativos a los datos, las técnicas analíticas a emplear y la explicabilidad de los modelos.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

2. Los datos

2.1. La calidad de los datos

El primer paso siempre es determinar qué tipos de datos resultarán relevantes para abordar el proyecto y conocer la disponibilidad y localización de los mismos. En proyectos de este tipo, la fase de extracción, transformación y carga (ETL) es, sin duda, la etapa que consume más tiempo y requiere el mayor esfuerzo.

En los proyectos relacionados con la rotación de personal, es habitual contar con información sociodemográfica de los empleados, así como datos laborales que abarcan desde su historial de empleo hasta su situación laboral actual. Estos datos no siempre están centralizados en un único sistema, a menudo se requiere la colaboración activa de diversos equipos o departamentos para recopilar, localizar y, en ocasiones, interpretar su significado.

En este punto es importante la encriptación y anominización de los datos, en línea con esto, todas las tablas de datos deben poder relacionarse entre sí a nivel persona empleada mediante un ID o código único. De esta manera las personas que analizan o tratan la información no pueden identificar a los empleados.

En la fase de análisis de datos de cualquier proyecto de estas características, es común enfrentarse a problemas relacionados con la calidad de los datos. Para minimizar su impacto y prevenir problemas posteriores, resulta importante incorporar en el proceso ETL un procedimiento que permita identificar y validar la calidad de la información. Esto asegura que las deficiencias en la calidad de los datos no influyan negativamente en el rendimiento de los modelos:

- **Valores fuera de rango o datos erróneos.**
  Es común encontrarse con valores atípicos que se desvían de los rangos esperados, así como datos incorrectos, como fechas mal registradas. Durante la fase de ETL, se lleva a cabo un análisis para identificar estos casos y tomar las decisiones correspondientes.

- **Histórico de la información.**
  En el momento en el que se emprende un proyecto así, es esencial definir el alcance del histórico de información con el que se va a trabajar. En general, cuanto mayor sea el histórico de datos, mayor será la precisión del modelo. Esto adquiere una importancia destacada en proyectos donde el número de casos "positivos" en el objetivo (personas que abandonan la organización de forma voluntaria) es reducido.

  No obstante, en ocasiones es necesario valorar la pertinencia de incluir todo el histórico dado que determinados eventos pueden introducir más ruido al análisis. Por ejemplo, cambios empresariales, nuevas políticas de RRHH o cambios en el procedimiento de recogida los datos, entre otros, pueden determinar que sea necesario trabajar con el histórico a partir de una determinada fecha, aunque ello implique contar con menos volumen de datos.

  Por otro lado, a pesar de tener un histórico de datos inicial, puede ser que a lo largo del tiempo se hayan incorporado o eliminado algunas de las variables o campos. En estos casos, habrá que valorar la pertinencia de incluir o no estas variables en el análisis y modelado.

- **Unidad o medida del dato.**

  En proyectos de rotación, los datos que informan sobre la evolución del empleado en la empresa suelen registrarse a nivel mensual. Esto implica que sea necesario trabajar con una fila de datos para cada empleado y cada mes (p.e: turnos, nº horas extras, días de vacaciones, permisos, bajas, tipo de baja, etc.). Sin embargo, hay otro tipo de datos que se presentan en otra escala temporal de medida, por ejemplo, de manera anual, semestral, como puede ser el salario, subidas, promociones, evaluaciones del desempeño, etc.

  Es fundamental realizar un tratamiento riguroso y exhaustivo para evitar inconsistencias en la tabla de datos.

- **Elevado número de valores perdidos.**

  Es habitual encontrar variables con un elevado número de valores perdidos, por un lado, y también valores perdidos con difícil imputación.

  El análisis de omisiones, que debe realizarse en los primeros momentos, permite localizar aquellos datos que faltan o están incompletos para determinar si se deben imputar y cómo, o bien si deben ser tratados como valores perdidos.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

Incluir variables con elevada tasa de omisiones puede tener impacto en la precisión del modelo, en algunos casos. Sin embargo, es importante mencionar que existen modelos de analítica avanzada que pueden manejar eficazmente variables con datos faltantes.

- **Variables redundantes.**

  Dentro de los sistemas de la compañía, es posible encontrar datos o variables que proporcionan la misma información, por ejemplo, la fecha de nacimiento y la edad, o la antigüedad en la empresa, el departamento y el puesto. En esa línea, es esencial localizarlos para eliminar variables redundantes que puedan impactar en el análisis.

- **Segmentación de los datos.**

  Es necesario decidir, una vez finalizado el análisis inicial de los datos, cuáles van a servir para entrenar el modelo, y cuáles para testarlo. Lo más habitual es dejar el último año para testar la eficacia del algoritmo de predicción, pero dependerá del volumen y el tipo de datos.

2.2. Las variables

La tabla analítica resultante de la ETL contendrá la información de todos los empleados, registrada de manera mensual, para el colectivo objeto de análisis y el histórico previamente definido.

Cuando se trabaja con modelos de aprendizaje supervisado, es esencial tener claramente localizada la variable target u objetivo. En general, en proyectos enfocados en la rotación, esta es la variable o el campo donde se informa de la situación del empleado en su relación contractual con la empresa. Y donde se identificará a los que causan baja voluntaria y a los que no. Será, por tanto, la variable que servirá para clasificar a los empleados y entrenar el modelo; en términos estadísticos, es la variable criterio o dependiente.

En proyectos de análisis de la rotación, es común contar con diversos tipos de variables que pueden agruparse de la siguiente manera:

• Variables relacionadas con el personal contratado (o que fue contratado en algún momento). Estas variables contienen información proporcionada por la organización y suelen abordar aspectos como:

- Datos sociodemográficos: incluyen edad, país de origen, estado civil, número de hijos, dirección, entre otros.
- Área de trabajo: abarca información de la posición del empleado en la empresa, como el departamento, el puesto, la categoría profesional del empleado, así como su tipo de contrato, turnos y horarios.
- Grupos de interés: asignación a colectivos específicos (proyectos, áreas, perfiles, etc.).
- Situación del empleado en la organización: engloba aspectos como antigüedad, salario, bonificaciones, evaluaciones de desempeño, viajes de trabajo, movilidad laboral, estancias internacionales, promociones, vacaciones y ausencias, entre otros.
- Formación reglada o no reglada.
- Datos procedentes de las encuestas de clima laboral o estudios de valores organizacionales (habitualmente se dispone de esta información de forma agregada, lo que complica su uti-lización para el modelo).
- Entrevistas de salida. Esta información, si existe, se analiza de forma descriptiva pero no para el entrenamiento del modelo de predicción ya que es una información que solo se obtiene una vez decidida la salida.

• Variables calculadas. Se trata de información adicional que se incorpora también al modelo a partir del cálculo basado en datos de variables existentes y que permite analizar con más detalle la evolución de aspectos interesantes. Algunos ejemplos son:

- Ventanas temporales: Son variables que originalmente se registran en una métrica concreta, por ejemplo ‘horas de formación mensual’ y posteriormente se calculan de manera agregada en diferentes escalas de tiempo: por ejemplo ‘horas de formación en los últimos 6 meses’, ‘horas de formación en los últimos 12 meses’ y ‘horas de formación en los últimos 24 meses’.
- Datos calculados relativos a una segmentación específica (responsable, departamento, equipo, etc.): antigüedad, número de empleados, número de empleados que han sido baja voluntaria, etc.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

- Variables calculadas en función del tiempo: Se trata de variables que reflejan el tiempo transcurrido desde un último evento, por ejemplo, tiempo desde la última promoción, o desde la última subida de sueldo, etc.
- Variables calculadas referidas a 'distancias': Incluyen datos como la distancia al puesto de trabajo o el tiempo en traslado del domicilio al puesto de trabajo. En proyectos relacionados la rotación o el absentismo este tipo de variables pueden tener importancia.
- Variables con datos acumulados: Estas variables representan la acumulación de datos a lo largo del tiempo, como por ejemplo el número de promociones, viajes realizados o cursos completados, etc.

• Existen otro tipo de **variables externas** que pueden ser de utilidad para incorporar a los modelos, como, por ejemplo:

- Indicadores de rotación en compañías del mismo sector.
- Estudios laborales relacionados con las preferencias de ciertos perfiles según formación, generación, etc.

3. Entrenamiento del modelo y técnicas analíticas

3.1. Entrenamiento de modelos

Una vez configurada la tabla analítica con datos completos, limpios y coherentes, y una vez decididas inicialmente las variables a utilizar, se procede a la fase de entrenamiento del modelo de predicción.

Antes de entrar en detalles, resulta importante definir la variable objetivo o target, es decir, lo que se busca predecir. En proyectos de este tipo, la atención se centra en anticipar la posibilidad de renuncias voluntarias por parte de los empleados en los próximos meses. Se sugiere un periodo de anticipación de entre 3 y 6 meses, ya que estos modelos son más precisos al prever un periodo de tiempo más corto. Este plazo ofrece a la empresa oportunidad de intervenir y, en la medida de lo posible, evitar la salida de un empleado de la compañía.

Esta etapa se puede abordar desde dos enfoques: mediante la utilización de modelos de machine learning (de aprendizaje supervisado) y mediante técnicas de estadística tradicional basada en modelos lineales. En ocasiones los modelos lineales tradicionales funcionan suficientemente bien, pero trabajan con un número reducido de variables que no permiten entender el problema en toda su complejidad. A cambio, trabajar con técnicas de machine learning es más complejo y requiere más datos, pero permiten ser más eficaces en la predicción ya que incorporan un gran número de variables y son capaces entender relaciones complejas y no necesariamente lineales entre ellas.

- Técnicas de estadística multivariante: permiten analizar la relación lineal entre las variables analizadas y la variable target (rotación). Dependiendo de la técnica utilizada, permiten explorar las relaciones entre variables y descubrir diferencias entre los grupos analizados. Algunas técnicas empleadas incluyen análisis de varianza y diferencias de medias, correlaciones o regresiones lineales. Si el objetivo es la predicción, la técnica más utilizada es la regresión (lineal o logística) que permite comprender de forma muy sencilla el impacto que tienen las variables predictoras en el criterio.
- Modelos de machine learning: estos modelos permiten capturar las relaciones no lineales entre el objeto de estudio, en este caso la salida voluntaria de la empresa, y las variables conocidas para cada persona. Permiten estimar, en función de las variables, el riesgo de que se produzca una baja voluntaria para una persona y mes. La elección del modelo a utilizar depende de varios factores, como la tipología de datos, si están desbalanceados (muy pocos casos positivos, por ejemplo), la calidad de los mismos, los valores perdidos, el histórico contemplado, etc. Se suelen emplear técnicas de aprendizaje supervisado (comunmente utilizadas en estos proyectos), de aprendizaje no supervisado y de aprendizaje por refuerzo.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

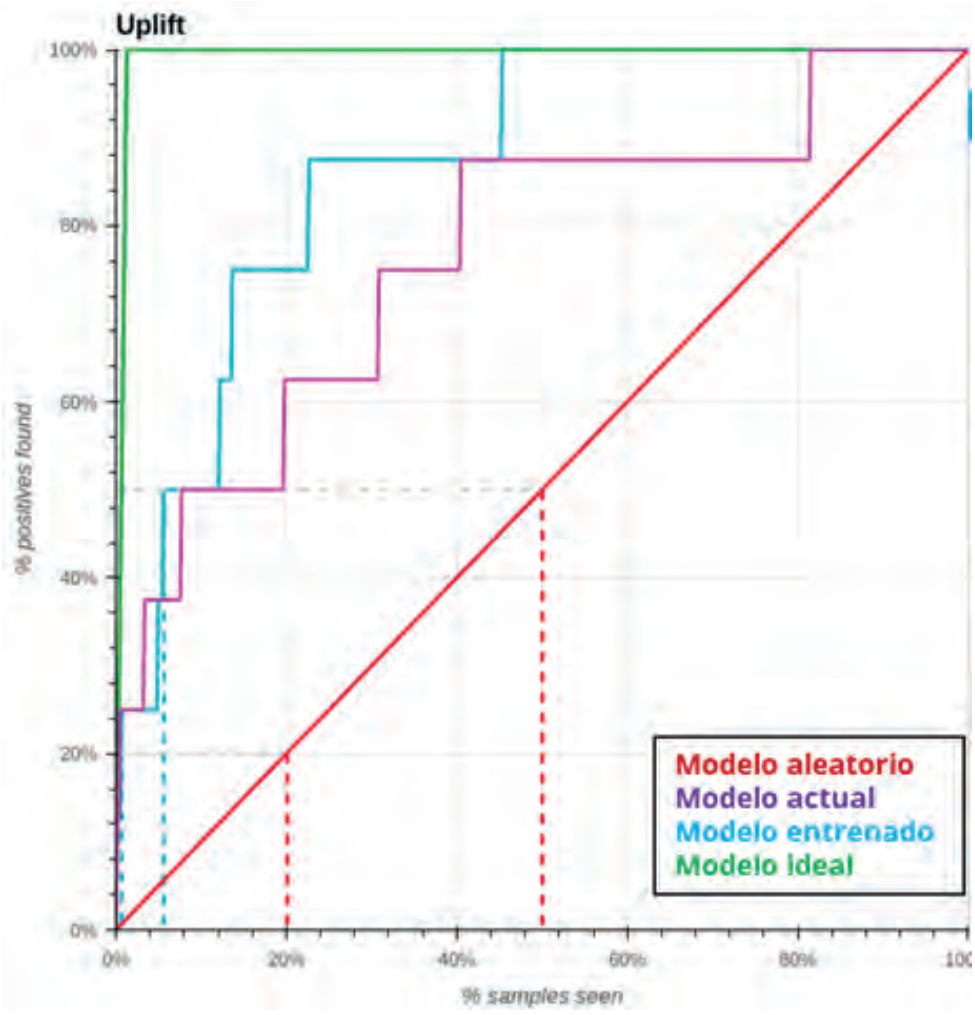
3.2. Validación de los modelos: Resultados

Para evaluar la precisión de los modelos, una de las técnicas comunes es el uso de gráficos de curva uplif. Estos gráficos proporcionan una representación visual e intuitiva del rendimiento del modelo.

Como se observa en la figura 1, en el eje X se encuentran los datos de todo el conjunto (cada persona y mes) ordenados de mayor a menor en función del score que el modelo asigna. En el eje Y se muestran los casos reales de bajas voluntarias en esa lista ordenada. La curva uplift del modelo se representa como una línea azul (Modelo entrenado en la leyenda de la figura). Si el modelo fuese perfecto, la curva resultante coincidiría con la línea verde.

Por otro lado, si las personas fueran asignadas a una probabilidad de riesgo de manera aleatoria, se obtendría una curva como la que se representa en color rojo. Esta comparativa también puede llevarse a cabo si la organización utiliza un modelo de predicción propio para comparar la eficacia de los dos.

Figura 1.



Este gráfico permite responder dos tipos de preguntas:

- Si atendemos a un determinado porcentaje de la muestra (X), ¿cuántos positivos (o alto riesgo) (Y) encontramos?
- O bien, si queremos encontrar Y positivos, ¿qué % de la muestra (X) tenemos que ver?

De esta forma, se obtiene una aproximación a la eficacia del modelo entrenado.

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

4. Utilidad de la explicabilidad

Además, con el objetivo de trabajar bajo el marco de la transparencia requerida en este tipo de proyectos, y para facilitar la interpretación de los resultados, una vez obtenido el mejor modelo posible, es decir el que muestra un mejor rendimiento o eficacia, se debe poner el foco en el análisis de la explicabilidad del modelo.

Una de las grandes dificultades de utilizar técnicas de machine learning es la complejidad para conocer el peso que tienen las diferentes variables en el modelo, es decir, qué dimensiones o variables son relevantes en el fenómeno que se está analizando y, más aún, conocer qué dimensiones tienen más peso para cada caso concreto, para cada persona analizada.

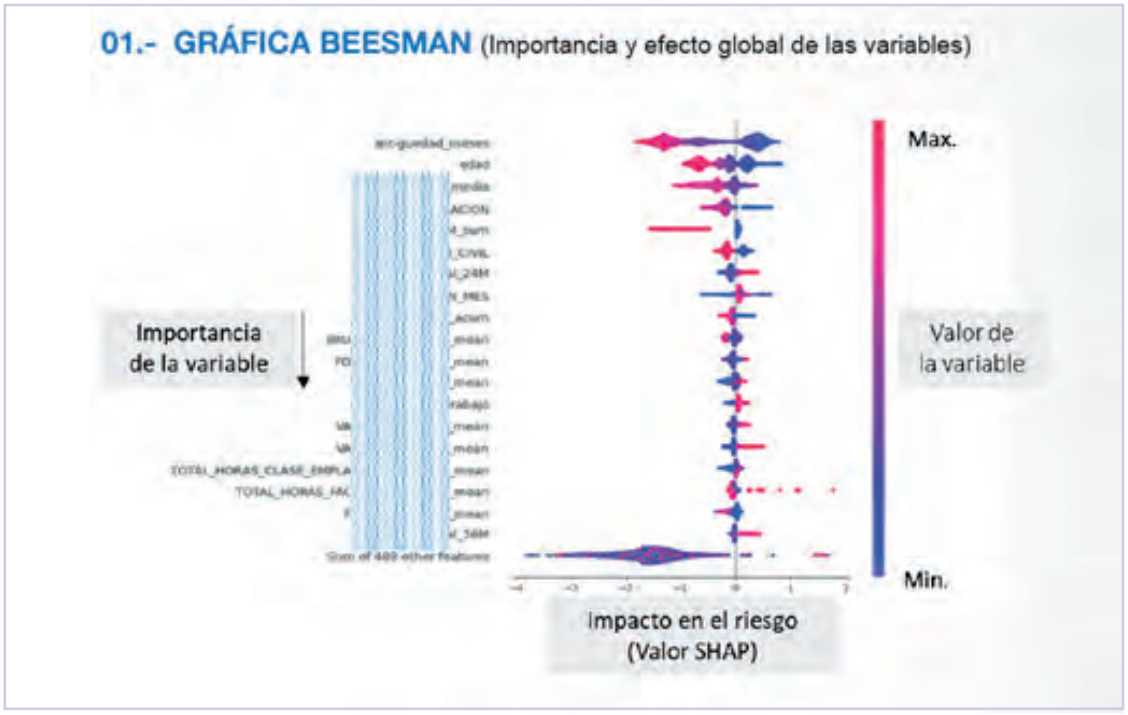
En el ámbito de los RRHH este tema cobra especial relevancia ya que las decisiones que se puedan tomar serán sensiblemente diferentes si la variable con un mayor peso tiene que ver con la retribución, con las vacaciones o con la distancia al puesto de trabajo. En este caso concreto, hace que resulte imprescindible conocer cuánto acierta el modelo en su predicción y también identificar en qué se basa para tomar la decisión. Su uso permite hacer una comunicación más transparente y comprensible de las variables que están detrás del modelo.

En esa línea, en los últimos años se ha avanzado con la utilización de técnicas de explicabilidad y una de las técnicas para abordar este tema son los coeficientes de Shapley. Estas técnicas permiten estimar la influencia de cada variable en el riesgo de baja voluntaria en un mes determinado.

Los coeficientes se calculan teniendo en cuenta las interacciones entre todas variables, utilizando cálculos relativamente complejos. Una vez calculados los coeficientes para cada variable se interpretan del siguiente modo: los valores de Shapley más altos indican una mayor importancia o contribución de una característica a las predicciones del modelo, mientras que los coeficientes más bajos indican una contribución menor.

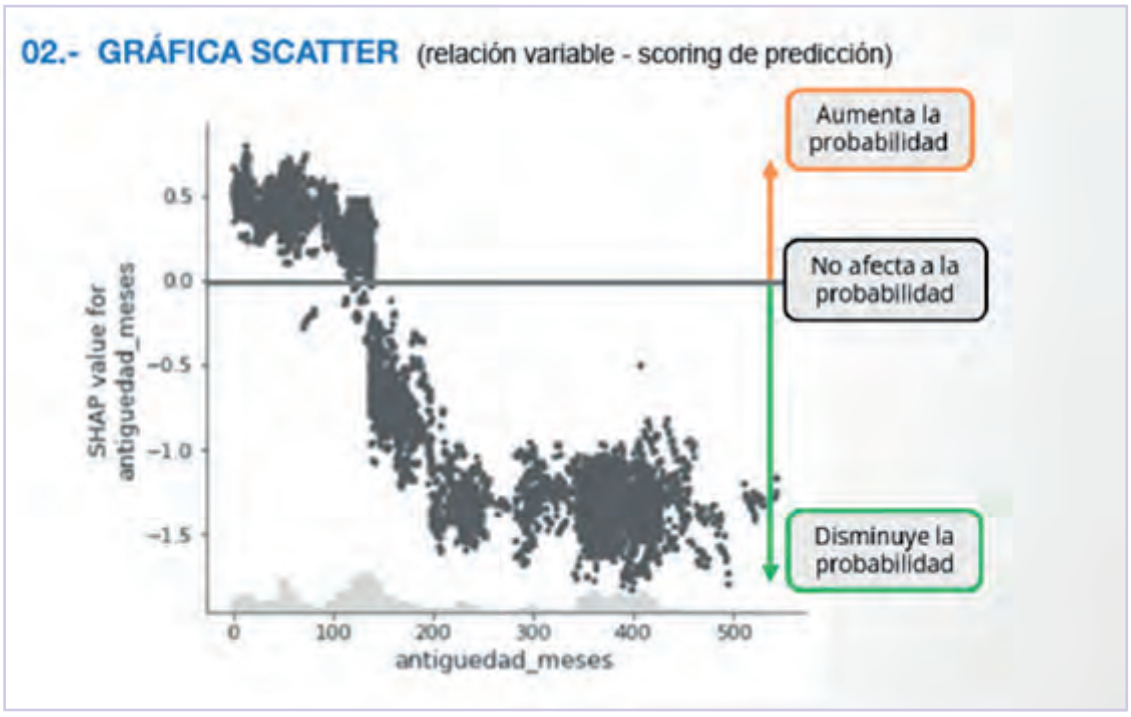
Estos valores nos ofrecen muchas formas de visualización, a través de representaciones gráficas y permiten obtener información del modelo en tres niveles: Foco en el Modelo completo, Foco en una Variable y Foco en una persona para la que se ha estimado un riesgo.

¿Cuáles son las variables más relevantes del modelo que afectan al valor de predicción? Para visualizar la importancia y el impacto global de las variables en el modelo, se puede utilizar la gráfica Beesman.



Para interpretar este gráfico, hay que tener en cuenta que cada punto representa el valor que toma cada variable en cada caso predicho (mes/persona). Estas variables están ordenadas de mayor a menor impacto en el riesgo de baja voluntaria. El color indica el valore que toma la variable en el rango de valores posible. Por otro lado, el eje X representa los valores de Shap. Para ver el impacto de cada una de las variables en la salida del modelo hay que observar los valores que adquieren. Si un punto se encuentra a la izquierda del 0 (valor negativo) significa que el valor que toma la variable hace que el riesgo de baja voluntaria disminuya, mientras que si está en a la derecha del 0 (positivo) lo aumenta.

¿Cómo afecta una variable en concreto al valor de predicción? Para visualizar cada variable de manera independiente y analizar los valores que está tomando y el resultado ofrece en cada caso, se puede utilizar una gráfica del tipo scatter o dispersión. En el ejemplo se observa cómo, en el caso de la antigüedad medida en meses, aparecen valores de shap positivos (aumenta el riesgo) para personas con antigüedad por debajo de 100 meses (aprox.), ya parecen valores negativos (el riesgo disminuye) para antigüedades superiores a 100-120 meses. En este caso parece que el riesgo es mayor en los primeros años de contratación, para la muestra en general.

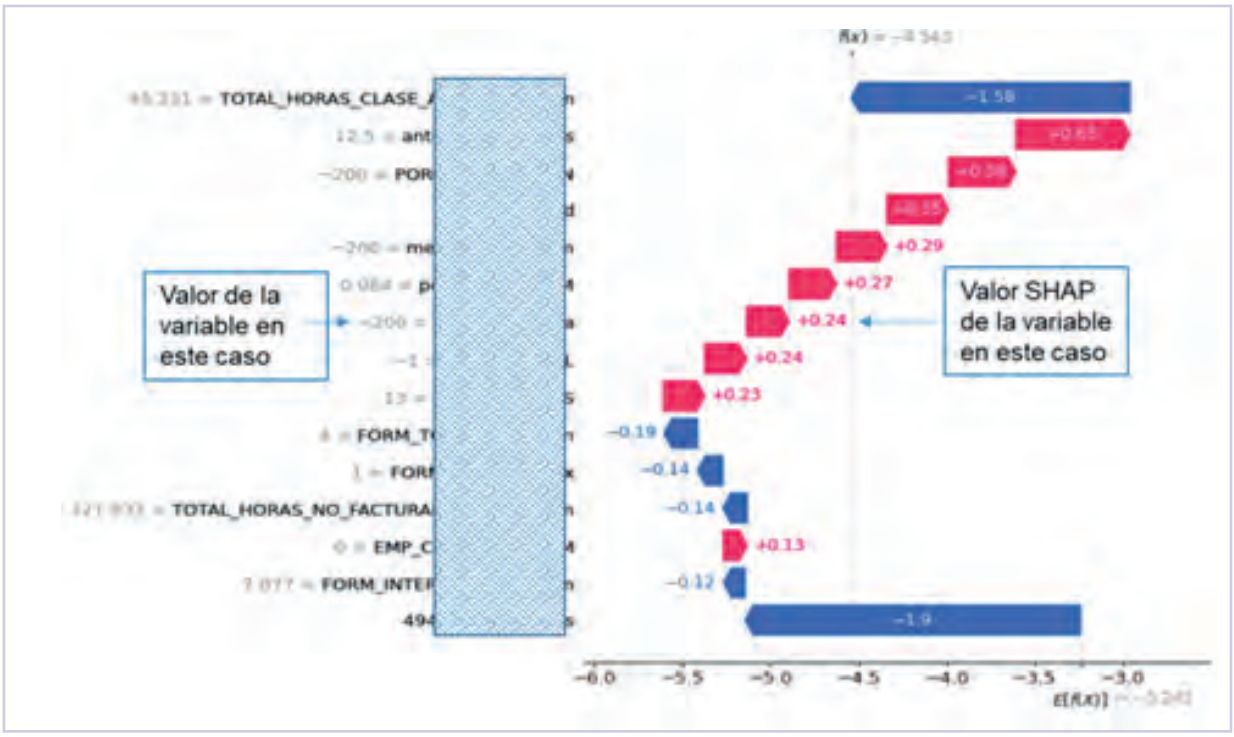


© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

¿Cuáles son las variables más relevantes para un caso en concreto? Por último, los gráficos de cascadas permitirán observar el peso de cada variable sobre el score de una persona en concreto.

La gráfica representa como contribuye cada variable a subir o bajar el riesgo de una persona y mes en concreto. Partiendo del valor esperado, es decir el valor que obtendría la predicción sin tener en cuenta ninguna variable, se representa el peso de cada variable (eje Y) en el scoring (eje X).



.06

© ADIC-IIC

ISSN: 2792-3770

instituto de ingeniería del conocimiento

TECNOLOGÍA Y ANÁLISIS DE DATOS AL SERVICIO DE RR. HH.

HR ANALYTICS

El análisis de los datos de RR. HH. permite obtener información de valor para una mejor gestión del talento. El IIC aplica **analítica descriptiva y predictiva** para optimizar procesos de selección, predecir el absentismo o la rotación e identificar a los profesionales con más potencial, entre otros proyectos.

EVALUACIÓN DE COMPETENCIAS

Dentro de la **plataforma online eValue,** desarrollamos pruebas objetivas y fiables para evaluar las competencias transversales, el nivel de inglés o las motivaciones de candidatos y empleados. Además de tomar mejores decisiones, se obtienen **datos de calidad** para analizar, por ejemplo, sus necesidades de formación.

ANÁLISIS DE REDES ORGANIZACIONALES

Los proyectos AROS permiten analizar las relaciones de trabajo y las interacciones entre los profesionales. Representadas visualmente en un grafo, se pueden identificar **redes informales, referentes ocultos o cuellos de botella** en la organización, para emprender acciones de mejora.

www.linkedin.com/company/instituto-de-ingenier-a-del-conocimiento---iic

www.twitter.com/IIConocimiento

www.youtube.com/IIConocimiento

INNOVADATA

INSTITUTO DE INGENIERÍA DEL CONOCIMIENTO (IIC)

PIONEROS EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL DESDE 1989

El Instituto de Ingeniería del Conocimiento (IIC) es un centro privado de I+D+i fundado en 1989 y pionero en Inteligencia Artificial. Llevamos más de 30 años trabajando en análisis Big Data y diferentes técnicas de **Machine Learning** y **Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN)**, entre otras.

Nuestra apuesta de valor es el desarrollo de algoritmos y soluciones tecnológicas adaptadas a diferentes sectores y basadas siempre en la investigación aplicada. Como centro sin ánimo de lucro, comercializamos los productos y servicios fruto de nuestro trabajo para reinvertir los beneficios en más investigación e innovación.

En el IIC estamos especializados en tecnologías de analítica avanzada y en el desarrollo de **modelos de Inteligencia Artificial** para las áreas de Banca, RR. HH., Energía, Salud, Seguros e Inteligencia de Cliente.

Además, destacamos por ser expertos en la preparación y tratamiento de todo tipo de datos para su análisis y por la metodología que utilizamos para acompañar a nuestros clientes durante todo el proceso.

ENTORNO BANCARIO | ENTORNO RR.HH. | ENTORNO SEGUROS | ENTORNO ENERGÍA | ENTORNO SALUD | ENTORNO INTELIGENCIA DE CLIENTE



NUESTROS ASOCIADOS:

Santander | MAPFRE | IBM | UAM Universidad Autónoma de Madrid

Instituto de Ingeniería del Conocimiento

C/ Francisco Tomás y Valiente, 11 EPS, Edificio B, 5ª planta UAM Cantoblanco. 28049 Madrid

http://www.iic.uam.es/empleo-iic/

contacto.iic@iic.uam.es

(+34) 91 497 2323



instituto
de ingeniería
del conocimiento

www.iic.uam.es

Instituto de Ingeniería del Conocimiento

C/ Francisco Tomás y Valiente, nº 11
Escuela Politécnica Superior (EPS),

Edificio B, 5ª planta
Universidad Autónoma de Madrid (UAM).

28049 Cantoblanco, Madrid

T. (+34) 91 497 23 23