



Institución
Universitaria
Reacreditada en Alta Calidad

Innovación Tecnológica con
Sentido Humano

MAESTRÍA EN GESTIÓN DE ORGANIZACIONES

Modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software

Profundización

José Leonardo Parra Amariles

Director:

Conrado Augusto Serna Uran

PhD en Ingeniería Industria y Organizaciones

**INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO
FACULTAD CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
MEDELLÍN, COLOMBIA**

2023

Modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software

José Leonardo Parra Amariles

Trabajo de grado presentada(o) como requisito para optar al título de:

Magíster en Gestión de Organizaciones

Director (a):

Conrado Augusto Serna Uran, PhD

**INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO
FACULTAD CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
MEDELLÍN, COLOMBIA**

2023

Dedicatoria

A mis padres, por ser el apoyo en los momentos de mayor incertidumbre

A todas las personas que no se cansan de aprender

AGRADECIMIENTOS

A todas las personas que me impulsaron para realizar este proyecto de vida, especialmente a mi madre y mi padre.

Al Profesor Conrado Augusto Serna Uran por direccionarme en el enriquecedor camino de la academia y haberme impulsado en mi formación profesional.

RESUMEN

Los colaboradores son el principal activo de las organizaciones, por esto la gestión de la rotación del talento humano es un elemento clave para el crecimiento y la sostenibilidad. Este proyecto abordó el problema de la ineficiencia de la gestión de rotación del talento humano en las empresas de software que trae consecuencias como el retraso de los proyectos, la sostenibilidad planificada o el crecimiento en el sector de las tecnologías de la información y la comunicación, sobrecostos por selección, reclutamiento y sustitución, reprocesos en los entrenamientos, disminución de la productividad y desgaste moral para los equipos de trabajo. De acuerdo con las indagaciones iniciales, las causas se encontraron en factores relacionados con aspiraciones de los colaboradores, las dinámicas de las empresas, las tendencias y tensiones en el mercado laboral del software.

En este proyecto se desarrolló un modelo predictivo que contribuye a la gestión de la rotación del talento humano, el crecimiento y la sostenibilidad de las compañías, al prever la probabilidad de salida de un colaborador de la compañía. Esto permite llevar a cabo acciones proactivas de fidelización y mejorar la gestión del conocimiento organizacional enfocando acciones preventivas en la gestión del capital intelectual, lo que es fundamental para procesos de innovación y continuidad operacional que aseguren la competitividad del negocio en el mercado. Es decir, el modelo predictivo permite: tomar acciones preventivas en la gestión de los colaboradores, definir estrategias de gestión del conocimiento y activar procesos de reclutamiento y selección de manera oportuna.

Los objetivos del proyecto fueron: identificar modelos usados para gestionar la rotación del talento humano a través de una revisión documental; determinar los factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software y diseñar un modelo predictivo que integre los factores de rotación del talento humano para una compañía de software. Lo anterior para dar respuesta a la pregunta de investigación: ¿Qué factores debe tener un modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software?

Con respecto a la metodología, se trabajó con un enfoque mixto a través de un modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software. El componente cuantitativo consistió en un análisis de datos sobre los colaboradores y el componente cualitativo utilizó un diseño fenomenológico para recoger experiencias y conceptos de colaboradores de la

compañía del sector del software, cuyo objeto social es la generación de tecnología de alto impacto.

Los resultados del proyecto mostraron que, entre los modelos de regresión logística, Red Neuronal Artificial (ANN) y Support Vector Machines (SVM), el primero fue el más eficiente en cuanto a las métricas de rendimientos y por eso fue elegido para el algoritmo predictivo. Los datos que arrojó la predicción muestran que de los colaboradores activos el 70% tiene una probabilidad de retiro inferior al 20%, en tanto que el 11,3% de los colaboradores tiene una probabilidad del 20%, considerando los datos en el momento de la ejecución del modelo.

Los resultados esperados en términos de la gestión de la rotación consistieron en generar información a la empresa sobre la probabilidad de la salida de grupos de colaboradores, la cual podrá ser utilizada para diseñar políticas y estrategias de rotación del talento humano.

Palabras clave: Gestión de la rotación del talento humano, modelos predictivos, minería de datos, Machine Learning.

ABSTRACT.

Employees are the main asset of organizations; therefore, managing human talent turnover is a key element for growth and sustainability. This project addressed the problem of inefficient management of human talent turnover in software companies, which leads to consequences such as project delays, planned sustainability, or growth in the information and communication technology sector, additional costs for selection, recruitment, and replacement, reprocessing in training, decreased productivity, and morale depletion for work teams. According to initial inquiries, the causes were found in factors related to employee aspirations, company dynamics, trends, and tensions in the software labor market.

In this project, a predictive model was developed to contribute to human talent turnover management, company growth, and sustainability by anticipating the likelihood of an employee leaving the company. This allows proactive retention actions to be taken and improves organizational knowledge management by focusing preventive actions on

intellectual capital management, which is essential for innovation processes and operational continuity to ensure business competitiveness in the market. In other words, the predictive model allows for: taking preventive actions in employee management, defining knowledge management strategies, and activating recruitment and selection processes in a timely manner.

The project objectives were: to identify models used to manage human talent turnover through a documentary review; determine the factors that affect human talent turnover management in a software company, and design a predictive model that integrates human talent turnover factors for a software company. This was to address the research question: What factors should a predictive model have for managing human talent turnover in a software company?

Regarding the methodology, a mixed approach was used through a predictive model for human talent turnover management in a software company. The quantitative component consisted of data analysis on employees, and the qualitative component used a phenomenological design to gather experiences and concepts from employees of the software sector company, whose corporate purpose is the generation of high-impact technology.

The project results showed that among the logistic regression, Artificial Neural Network (ANN), and Support Vector Machines (SVM) models, the logistic regression was the most efficient in terms of performance metrics and was therefore chosen for the predictive algorithm. The prediction data shows that among active employees, 70% have a withdrawal probability of less than 20%, while 11.3% of employees have a 20% probability, considering the data at the time of model execution.

Expected results in terms of turnover management consisted of providing the company with information on the probability of employee groups leaving, which can be used to design human talent turnover policies and strategies.

Keywords: *Human talent turnover management, predictive models, data mining, Machine Learning.*

TABLA DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE TABLAS	xi
1. Introducción	12
2. Planteamiento del problema	15
2.1. Antecedentes	18
2.2. Justificación	21
2.3. Pregunta de Investigación.....	26
3. Objetivos	27
3.1. Objetivo General	27
3.2. Objetivos Específicos.....	27
4. Marco de referencia.....	28
4.1. Gestión del talento humano	28
4.1.1. Modelos de gestión del talento humano	29
4.1.2. Gestión de la rotación del talento humano, productividad y crecimiento organizacional	30
4.1.3. Índice de rotación de colaboradores	31
4.2. Analítica en talento humano.....	32
4.2.1. Análisis predictivo	34
4.2.2. Minería de datos	35
4.2.3. Machine Learning.....	36
5. Diseño metodológico	38
5.1. Enfoque y tipo de investigación.....	38
5.2. Objeto y sujeto de estudio	39
5.3. Técnicas de muestreo	39
5.4. Fases del desarrollo metodológico	39
5.4.1. Fase 1: revisión documental	40
5.4.2. Fase 2: trabajo de campo	40
5.4.3. Fase 3: propositiva	41
6. Hallazgos y resultados.....	45

6.1 Revisión documental sobre factores que inciden en la rotación del talento humano	45
6.1.1. Matriz de resumen analítico	45
6.1.2. Consolidado de factores identificados	51
6.1.3. Conclusiones del objetivo N°1	53
6.2 Factores que inciden en la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio	54
6.2.1. Validación de factores de rotación en la compañía objeto de estudio	54
6.2.2. Conclusiones del objetivo N°2	59
6.3 Modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano	60
6.3.1. Entendimiento del negocio	60
6.3.2. Entendimiento de datos.....	61
6.3.3. Preparación de datos	74
6.3.4. Construcción del modelo	75
6.3.5. Pruebas y evaluación.....	82
6.3.6. Despliegue.....	84
6.3.7. Conclusiones del objetivo N°3	85
7. Conclusiones y recomendaciones	87
7.1. Conclusiones	87
7.2. Recomendaciones	89
Referencias.....	92
Anexo A. Resultado de la ejecución del algoritmo predictivo el total de la muestra	99

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Subsistemas de la gestión del talento humano	28
Figura 2. Proceso de minería de datos CRISP-DM.....	35
Figura 3. Cronograma del diseño metodológico.....	44
Figura 4. Factores de rotación con más menciones en la revisión bibliográfica	51
Figura 5. Gráfico de información de la tabla Colaboradores	62
Figura 6. Información de algunos campos tipo texto de la tabla Colaboradores	63
Figura 7. Información de los campos tipo numero de la tabla Colaboradores.....	63
Figura 8. Gráfico de información de la tabla Asignaciones.....	64
Figura 9. Cantidad promedio de colaboradores por mes	67
Figura 10. Ingresos y salidas de colaboradores 2023.....	68
Figura 11. Trazabilidad del índice de rotación de colaboradores 2023	68
Figura 12. Trazabilidad del índice de salida de colaboradores 2023	69
Figura 13. Incidencia de los motivos de salidas de colaboradores	69
Figura 14. Trazabilidad del índice de renuncias de colaboradores 2023	70
Figura 15. Distribución de ingresos y salidas de colaboradores por país	70
Figura 16. Distribución de ingresos y salidas de colaboradores por área.....	71
Figura 17. Incidencia de salidas de colaboradores por rol y área.....	72
Figura 18. Top 6 lideres con mayor incidencia en las salidas de colaboradores	72
Figura 19. Incidencia de los Training en la rotación.....	73
Figura 20. Duración de colaboradores Training que renuncian.....	73
Figura 21. Representación esquemática de la selección del modelo	76
Figura 22. Matriz de confusión modelo ANN.....	78
Figura 23. Matriz de confusión modelo SVM.....	79
Figura 24. Matriz de confusión modelo regresión logística	80
Figura 25. Representación esquemática de la ejecución del modelo.....	82

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Producción nacional TIC	22
Tabla 2. Cantidad de salidas de colaboradores en una empresa de software	24
Tabla 3. Desarrollo metodológico	43
Tabla 4. Revisión bibliográfica sobre factores que inciden en la rotación del talento humano	46
Tabla 5. Guion aplicado en las entrevistas a profundidad	55
Tabla 6. Diccionario de la tabla insumo para el modelo predictivo	65
Tabla 7. Métricas de rendimiento de los modelos propuestos	81
Tabla 8. Top 20 de la predicción de colaboradores con mayor probabilidad de retiro de la empresa	83
Tabla 9. Predicción de probabilidad de retiro agrupado por rango	85

1. Introducción

Este trabajo presenta el proceso de planeación, desarrollo y obtención de resultados del proyecto de investigación *Modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software*, para cumplir con los procesos formativos de la Maestría en Gestión de Organizaciones de la Institución Universitaria ITM, de la ciudad de Medellín.

Con respecto al contexto de la investigación, el desarrollo se hizo considerando datos históricos sobre los colaboradores (talento humano) de una empresa consultora de software la ciudad de Medellín, con más de 10 años en el mercado, cerca de 800 colaboradores y con presencia en los siguientes países: Estados Unidos, Canadá, México, Panamá, Ecuador, Colombia, Uruguay y Chile. En esta empresa se ha venido presentando desafíos acerca de la fidelización de los colaboradores y gestión del conocimiento, debido a la salida no planificada de colaboradores por factores internos y externos. Esta situación impacta directamente en situaciones como: el retraso en proyectos, desestabilización de los equipos, retardo en cumplimiento de metas e incremento de recursos para procesos de reclutamiento, selección y adaptación al cargo. Al ser una empresa del conocimiento e ingeniería la situación puede alcanzar niveles críticos porque la rotación se presenta en personal técnico especializado en la industria del software.

Los conceptos principales que se manejaron en este concepto fueron dos, gestión de la rotación del talento humano y análisis predictivos. La gestión de la rotación del talento humano es "el conjunto de prácticas y políticas diseñadas para controlar el flujo de empleados dentro de una organización, con el fin de minimizar la salida de los empleados más valiosos y retener el talento clave" (Mello, 2015, p. 237). El análisis predictivo es una técnica de ingeniería consistente en "la práctica de extraer información de los datos para predecir tendencias y comportamientos con el objetivo de anticipar qué ocurrirá en el futuro" (Siegel, 2016, p.2).

Se hizo un rastreo de investigaciones previas y se encontró abundante aplicación de modelos predictivos en procesos industriales, educación, mercadeo, salud, gestión pública, construcción, turismo y del talento humano, pero en el tema de la gestión de la rotación de colaboradores en empresas de software y tecnología los hallazgos fueron mínimos (ver numeral 2.1).

En la búsqueda de antecedentes se evidenciaron brechas y vacíos en el conocimiento relacionados con el análisis e investigación predictiva sobre el talento humano en las industrias de software desde el punto de vista de la medición anticipada de su rotación y sus efectos. En este sentido el proyecto de investigación que se desarrolló aporta nuevo conocimiento sobre el asunto en mención, que podrá ser incorporado en el diseño de estrategias en la industria de las tecnologías de la información y la comunicación, que incluye al sector del software.

El propósito del proyecto fue proponer un modelo predictivo basado en Machine Learning para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software y para lograrlo se desarrollaron tres objetivos específicos: identificar factores que inciden en la rotación del talento humano a través de una revisión de literatura; determinar los principales factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio; y diseñar un algoritmo basado en Machine Learning para la predicción de la rotación del talento humano en ese entorno.

Este documento de trabajo final tiene las siguientes partes: planteamiento del problema; objetivos; marco de referencia; diseño metodológico; hallazgos y resultados; conclusiones y recomendaciones.

En el planteamiento del problema se despliegan argumentos sobre las características y antecedentes de la gestión de la rotación del talento humano en las compañías y el marco referencial y teórico relacionado con factores incidentes en la deserción de los colaboradores en las empresas. Se logró sistematizar información relacionada con estos factores para consideraciones precisas que posteriormente fueron insumo para el modelo predictivo que se desarrolló.

Además, se detalla la metodología constituida por un estudio y análisis de documentos científicos y empresariales, un trabajo de campo con los líderes de la gestión de la rotación del talento humano

en la empresa objeto de estudio y la aplicación de un modelo de Machine Learning para construcción de un modelo predictivo. La empresa tiene como objeto social el desarrollo de soluciones de alto impacto utilizando software y tecnología.

En la parte final se muestran los resultados de la ejecución del algoritmo predictivo, el cual muestra la probabilidad de retiro de cada uno de los 711 colaboradores que estaban activos en el momento del trabajo de campo en distintas áreas de la compañía (ver tabla 8 y anexo A).

2. Planteamiento del problema

La gestión de la rotación del talento humano en compañías de software obedece a factores de los colaboradores, la empresa y el mercado. La ineficiencia en esta gestión dificulta la sostenibilidad y crecimiento proyectado desde la planeación estratégica.

Hay ineficiencia en la gestión de la rotación de los colaboradores porque no hay certidumbre gerencial acerca de la forma como la alta rotación de colaboradores afecta de manera grave la competitividad de las organizaciones, siendo necesario identificar los factores que inciden en su generación con el fin de que se puedan generar estrategias de fidelización y atracción de colaboradores (Pedreros Sanmartin, 2022).

De acuerdo con las prácticas en la industria del software, la ineficiencia se mide en términos de tiempo de permanencia de los colaboradores en las empresas de software, las renunciadas tempranas, vacantes estratégicas que se tardan más tiempo en remplazar (Smith & Johnson, 2020).

Esta ineficiencia dificulta la sostenibilidad y crecimiento de las organizaciones de la industria del software en los siguientes aspectos:

- Costos financieros: adicionales asociados con la contratación y el entrenamiento de nuevos colaboradores (Becker & Gerhart, 1996) .
- Pérdida de conocimiento y experiencia: la rotación temprana del personal puede resultar en la pérdida de conocimientos, habilidades críticas y competencias, así como en la interrupción de proyectos en curso. La salida de empleados experimentados puede socavar la capacidad de la organización para innovar y mantener la calidad de sus productos y servicios (Allen et al., 2019).
- Deterioro de la moral y la cultura organizacional: la alta rotación puede tener un impacto negativo en la moral y la motivación de los colaboradores que permanecen en la empresa, lo que puede conducir a factores como disminución en el compromiso, merma en la productividad y ausentismo laboral (Tajeddini & Mueller, 2009).

La rotación del talento humano es el intercambio de personas entre una organización y el ambiente, definido por el volumen de personas que ingresan y salen (Chiavenato, 2009), el ingreso está relacionado con el crecimiento natural de la empresa o la necesidad de cubrir puestos de trabajos vacantes, mientras la salida de personas se puede dar de forma voluntaria o involuntaria (S. Robbins, 2004). Esta rotación es permanente y se debe gestionar de la forma más adecuada para cada tipo de empresa o sector productivo (Paredes, 2011), además no se puede eliminar, pero se puede minimizar, haciendo énfasis en colaboradores con niveles de desempeño relevantes y cargos difíciles de reemplazar en el mercado (S. Robbins, 2004), ya que, las personas cambian de trabajo varias veces a lo largo del tiempo y es común que un colaborador deje de contribuir profesionalmente en una empresa para empezar a hacerlo en otra (Maldonado, 2016).

Los colaboradores con mayor talento son los que tienen mayor probabilidad de renunciar, así que, una empresa que pueda fidelizar este tipo de trabajadores está aumentando su ventaja competitiva (Chapman & White, 2011). "La rotación del talento humano es cada vez más común en los diferentes sectores productivos y las empresas tienen mayor dificultad en retener a las nuevas generaciones. Según Rothwell (2015), este desafío se ve exacerbado por la necesidad de alinear las iniciativas de capacitación con las competencias de aprendizaje individuales de los empleados. A su vez, (Allen et al., 2010) sugieren que, para abordar eficazmente la retención del talento, las organizaciones deben reemplazar los conceptos erróneos con estrategias basadas en evidencia." Los sectores de la construcción y la subcontratación de procesos de negocio (BPO por sus siglas en inglés) han aprendido a convivir con el inconveniente, mientras los sectores de la educación y el servicio público lo presentan en una menor medida (Maldonado, 2016).

Las renuncias voluntarias, un mal clima laboral, falta de crecimiento laboral y poco salario son factores importantes en la rotación del talento humano (Lara Fernández, 2019). El clima organizacional está condicionado por los colaboradores, funcionamiento interno y normativas. Lo anterior se puede conceptualizar como la valoración del confort ambiental donde se realiza el trabajo, las relaciones interpersonales, la comunicación y procesos técnicos, los elementos que cada empleado desempeña y demás denominados "Satisfacción laboral" (Gan & Berbel, 2007).

La alta rotación puede ser un problema, debido al aumento de los costos de reclutamiento, de selección, de capacitación (Paredes, 2011) y de los trastornos laborales (S. Robbins, 2004), en

algunas empresas el costo también se ve reflejado en herramientas que no son devueltas por parte de los colaboradores (Maldonado, 2016). Es de anotar que existen empresas que no le dan la importancia necesaria a este fenómeno (Lara Fernández, 2019) aunque puede encaminar a un aumento en los costos de la organización.

La rotación contiene costos primarios y secundarios. Los primarios son los relacionados directamente a la contratación, mientras los secundarios son los destinados por la empresa durante el tiempo que el cargo no tiene a ningún colaborador asignado, también llamados costos de sustitución del talento humano (Moreno Perez & Lemus Rincon, 2017). Chapman & White (2011) lo mencionan como costos visibles, por ejemplo, el reclutamiento, la selección, la contratación, el adiestramiento, entre otros; y costos ocultos, por ejemplo, el puesto queda vacante hasta que llegue un nuevo colaborador, la pérdida temporal de productividad, el desgaste de la moral y la estabilidad de los colaboradores que aún permanecen en la empresa y en los cargos de relación directa con clientes y proveedores presenta una pérdida de eficiencia en las relaciones.

Además del aumento de costos, también se tiene bloqueo de proyectos o perturbación de las relaciones ya establecidas con los compañeros y clientes, igualmente la desaparición de un conocimiento acumulado por la experiencia que no pueden ser almacenados en bases de datos que tenían los trabajadores que ya no hacen parte de la empresa (Hirschfeld, 2006). Reyes Ponce, (1991) agrega la poca generación de sentido de pertenencia de los colaboradores, la baja coordinación de los empleados en constante cambio, el deterioro de la imagen de la empresa, las posibles fugas de valiosa información corporativa, además de su baja eficiencia. La rotación repentina también genera un retroceso en las funciones y una sobrecarga en los demás colaboradores cuando la labor no se puede suspender (Rodríguez et al., 2022). Según lo anterior, la rotación de personal la ubican como causa de la disminución de la productividad y la falta de sostenibilidad de las empresas en los diferentes sectores productivos, dentro de los cuales están el sector de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) con las empresas de software que tienen una dependencia alrededor de colaboradores capacitados con competencias específicas asociadas en temas tecnológicos.

Con respecto a la sostenibilidad y crecimiento de la organización, la rotación de colaboradores impacta en la socialización y estandarización del conocimiento, procesos que son fundamentales en

la inteligencia organizacional (Nonaka & Takeuchi, 1995). Según Argote, (2013), la importancia de la socialización y la estandarización del conocimiento para el aprendizaje organizacional, subrayando cómo la rotación de colaboradores puede impactar en la capacidad de la organización para retener y transferir conocimiento, lo cual afecta directamente su sostenibilidad y crecimiento a largo plazo.

Es de anotar que la sostenibilidad de las empresas en el mercado implica la práctica de estrategias para la innovación de productos y servicios, lo que se puede lograr si en la organización se cuenta con colaboradores generando conocimiento permanente, propósito que puede verse diezmado si la rotación de los colaboradores no se gestiona adecuadamente (Tidd & Bessant, 2018).

La rotación de colaboradores en las compañías de software incide en su productividad, crecimiento y sostenibilidad. La productividad se refiere a la capacidad de las compañías de software para producir resultados con eficiencia y eficacia, lo que implica maximizar la producción con los recursos tecnológicos y humanos disponibles (Robbins & Coulter, 2019). El crecimiento se relaciona con el aumento en la dimensión de la compañía, en términos de ingresos, recursos y activos (Peng, 2019). La sostenibilidad se refiere a la capacidad para mantenerse en el mercado del software a largo plazo, equilibrando el crecimiento económico con la responsabilidad social y el cuidado del medio ambiente (Eccles & Serafeim, 2018).

2.1. Antecedentes

Se identificaron trabajos investigativos sobre modelos teóricos para evidenciar que los costos y la rotación del talento humano tienen correlación directamente proporcional, otros modelos utilizan Big Data y analítica predictiva para la disminución del fenómeno estudiado y su aplicabilidad con base en los cambios cotidianos y las nuevas tecnologías. También se hallaron investigaciones que proponen estrategias enfocadas al sector tecnología y modelos que favorezcan a la mejora del bienestar y la calidad de vida de los colaboradores. En los últimos años algunos autores que han contribuido con esta temática son:

Li Qu, (2015) utilizó minería de datos, concretamente árboles de decisiones para analizar las razones principales de los colaboradores que renunciaban. Los árboles utilizados fueron ID3, C4.5 y CART a través de Microsoft Excel y R. los datos contenían más de 10.000 registros y características de los

empleados como nivel de satisfacción, evaluaciones de desempeño, promedio de horas trabajadas, entre otros.

López Jiménez, (2018) propuso un modelo que favorezca la mejora del bienestar y la calidad de vida de los trabajadores del área asistencial del sector salud. El modelo inicia con una recolección de información, una contextualización teórica y conceptual, después se define el tamaño de la muestra y la identificación de instrumentos y finaliza con la aplicación del instrumento y su análisis correspondiente. El resultado consistió en unas estrategias como herramienta para las organizaciones que promueven mejoras en la calidad de vida y el bienestar de los empleados, además de atraer y retener el talento a través del reconocimiento de competencias y mejores condiciones laborales, y así disminuir la rotación del talento humano

Guillén Ramírez et al., (2018) propusieron un modelo teórico para mostrar que al reducir la rotación del talento humano se puede minimizar los costos de una organización, teniendo como objeto de estudio una empresa mexicana. Se realizó una investigación de conceptos como rotación del talento humano con sus causas y consecuencias, satisfacción laboral y costos asociados, teorías de las necesidades, de las relaciones, de los factores y de la expectativa.

Aguado García, (2018) utilizó Big Data y analítica de recursos humanos para identificar oportunidades en la administración pública que afecta la forma en la que se toman decisiones para el desarrollo de la misión. Los elementos del proyecto de analítica de recursos humanos fueron:

- El diseño de la investigación donde se obtiene el contexto de trabajo, secuencias de acción necesarias, establecer los diferentes tipos de análisis y una adecuada interpretación de los hallazgos.
- La pregunta donde se hace una reflexión acerca de los que se debería saber sobre la fuerza de trabajo.
- Los datos y las métricas, ya que, sin datos no hay analítica. También se requiere medidas de eficacia, eficiencia y efectividad.
- La analítica, se realiza el proceso de recolectar, procesar y analizar. La realidad es que las organizaciones no tienen los datos con la suficiente calidad, lo que genera un reproceso en la limpieza de las bases de datos.

- EL conocimiento para la acción es el elemento final, el conocimiento obtenido debe ser transformado en acciones que pueda utilizar la organización para los diferentes temas de interés relacionados con el talento humano.

Faggioni & Lino, (2018) realizaron un estudio de la gestión del talento humano y su relación con el ausentismo y rotación de los colaboradores en el sector de la construcción de la ciudad de Guayaquil, Ecuador. El resultado fue un manual de políticas de gestión del talento humano que a través de su ejecución permita disminuir el ausentismo y la rotación, este manual contiene políticas de:

- Reclutamiento, selección y contratación de personal
- Desarrollo de personas
- Evaluación de desempeño
- Motivación e incentivos
- Responsabilidad social empresarial orientada al bienestar de los colaboradores
- Control y seguimiento de gestión

Reyes Jiménez et al., (2020) mostraron una visión sobre la aplicabilidad de modelos de gestión del talento humano en las organizaciones colombianas con base en los cambios cotidianos y las nuevas tecnologías. La gestión del talento “estrategias de retención de personal” mencionan que el activo más valioso y volátil de las organizaciones son los colaboradores y para disminuir su rotación se plantean estrategias como dar autonomía para el desarrollo de las funciones, así se sentirán valorados y reconocidos por la labor que realizan.

Sepúlveda Henao (2020) presentó una revisión de literatura sobre el fenómeno de la rotación en el sector de las tecnologías de la información, además de exponer un modelo contextual de la rotación integrando variables y teorías acerca de la rotación las cuales dan como resultado tres niveles: ambiental, organizacional e individual. Finalmente evidencia aspectos donde las compañías deben enfocar los esfuerzos para reducir la rotación.

Barbosa Fontecha, (2021) exhibió una investigación de los diferentes modelos predictivos y su proceso de implementación, iniciando con una minería de datos, después preparando la

información, pasando por Machine Learning y finalizando con medidas de desempeño que se utilizan en la rotación del talento humano. El objeto de estudio fue una corporación colombiana sin ánimo de lucro, cuya gestión la desarrolla a través de la administración de recursos y la prestación de servicios sociales. El resultado fue un panorama de lo que esperan las organizaciones en los procesos, costos e imagen al implementar alguno de los modelos.

Zaballa Gomaríz et al., (2021) propuso un procedimiento para el análisis de la rotación de colaboradores, en cual menciona que se debe trabajar proactivamente ante las situaciones actuales a través de una planificación, un análisis preliminar y de la rotación del talento humano.

Núñez Quesada, (2022) realizó un análisis de los factores que intervienen en la estabilidad y rotación del talento humano en un hotel, que hace parte del sector turismo. El propósito fue generar fundamentos para que la administración pueda tomar decisiones que aporten en el aumento de productividad, además de tener identificado los factores que influyen en la estabilidad y rotación del talento humano para generar estrategias que sean de utilidad. La metodología utilizó encuestas para conocer la percepción de los trabajadores y su respectivo análisis.

Muriel Ramírez et al., (2022) propuso estrategias para enfrentar la alta rotación del talento humano en cargos medios en las empresas del sector tecnología en Colombia. Mencionan que desde la pandemia global COVID-19 en el año 2020, las preferencias empezaron a cambiar debido a la economía, puntos de vista culturales, políticos y preferencias personales, lo que generó empleados sin temor a renunciar de sus trabajos actuales, incluso, cambiarse de carrera.

Pedreros Sanmartín (2022) analizó el fenómeno de la rotación del talento especializado en tecnologías de la información en Colombia, considerando el contexto actual del mercado, las causas que influyen en este fenómeno y proponiendo estrategias para mitigarlo. Se concluye que la rotación del personal no es un problema exclusivo a nivel nacional, sino que también afecta a nivel internacional, donde las grandes multinacionales atraen a los profesionales mejor calificados.

2.2. Justificación

Las necesidades e intereses de las empresas de software en aprovechar la oportunidad de aumentar la competitividad alrededor de conocimiento hacen que la ejecución de este proyecto sea conveniente. Estas empresas hacen parte del sector de TIC, sobre el cual la producción nacional en

los servicios y consultoría de tecnologías de la información es el producto de mayor incidencia, en promedio 20% durante cada año desde el 2017, además de siempre aumentar en su valor en el transcurso del tiempo, mientras que los productos de software y servicios de licencias han presentado crecimiento en este mismo periodo de tiempo (Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas (DANE), 2022) como se observa en la tabla 1, lo que demuestra el comportamiento creciente del sector tecnología en Colombia y la necesidad de profesionales especialistas para satisfacer la oferta de empleos generada.

Tabla 1. Producción nacional TIC

Año	Servicios y consultoría de tecnologías de la información		Software de negocios y servicios de licencias	
	Valor (Millones de pesos)	Crecimiento	Valor (Millones de pesos)	Crecimiento
2016	12.017.145		1.213.348	
2017	12.068.345	0,40%	1.433.478	18,10%
2018	13.546.589	12,20%	1.429.020	-0,30%
2019	13.942.438	2,90%	1.721.974	20,50%
2020	14.197.862	1,80%	2.011.340	16,80%
2021	15.929.019	12,20%	2.349.527	16,80%

Fuente: adaptación de (Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas (DANE), 2022).

En Colombia se necesita un promedio de 90.000 profesionales en las áreas de TIC, pero las universidades solo gradúan 5.000 al año (Cámara de Comercio Colombo Americana, 2021). Las proyecciones para el año 2025 mencionan que el déficit de programadores será de 112.000 personas (Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones, 2021b). Los cargos emergentes más destacados en el sector TIC en Colombia son la Ciberseguridad, Big Data, Computación en la Nube, Ingenieros IOT e Inteligencia Artificial. Los cargos de Desarrolladores, Programadores y Soporte Técnico de Plataforma son algunos de los que aumentaron la oferta desde el 2019 (Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones, 2021a).

Potencialmente este proyecto puede ayudar a que la industria del software sea más competitiva en el Valle de Aburrá, ya que, se dispondrá de mayor estabilidad en el talento humano de las empresas que prestan servicios como: desarrollo de software, calidad de software, seguridad de la información, agilismo, arquitectura empresarial informática, analítica y ciencia de datos, automatización robótica de procesos, entre otros. Es de anotar que, las empresas con este conjunto de servicios presentan laboral y profesionalmente características similares porque hacen parte de las mismas dinámicas organizacionales y del mercado.

Lo anterior tiene relación con el Plan de Desarrollo Medellín Futuro que tiene como propósito contribuir al cierre de las brechas y la desigualdad social y económica, a través de la toma informada y racional de decisiones y la generación de capacidades y oportunidades para todos los ciudadanos y las ciudadanas. Según Alcaldía de Medellín (2020), se requiere procurar acciones que contribuyan a la inserción laboral y al empleo de reactivación económica y social resultante de la crisis del COVID-19, con estrategias en ciencia, tecnología e innovación, y con el emprendimiento 4.0.

En 2020 se divulgó que Medellín, Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación, apoyará los centros del Valle del Software, la Economía Creativa, la innovación sobre los retos de ciudad y la cultura digital. En ese sentido, la gestión del conocimiento y de la información es la ruta escogida para la creación de los procesos de desarrollo que exige el nuevo milenio (Alcaldía de Medellín, 2020).

Este proyecto de investigación se centró en una empresa que se define como una compañía del sector del software que desde los inicios viene desarrollando el talento tanto técnico como humano, para estar a la vanguardia de la industria de la tecnología generando soluciones de alto impacto para sus clientes con los que siempre trabajan en equipo en los servicios de estrategia de negocios, transformación digital e innovación y optimización, además de software como servicio (SaaS). Con más de 600 colaboradores y una tendencia creciente de renunciadas evidenciada en la tabla 2, no es ajena a los problemas que puede presentar una ineficiente gestión de rotación de talento humano.

Tabla 2. Cantidad de salidas de colaboradores en una empresa de software

Tipo de Salida	2019		2020		2021		2022**	
	Salidas	% incidencia	Salidas	% incidencia	Salidas	% incidencia	Salidas	% incidencia
Renuncia	34	74%	38	54%	144	86%	124	81%
Terminación de contrato sin justa causa	5	11%	14	20%	11	7%	19	12%
Otros tipos de salida*	7	15%	18	26%	12	7%	11	7%
Total salidas	46	100%	70	100%	167	100%	154	100%

Fuente: elaboración propia.

*Otros tipos de salida: Fallecimiento, Finalización contrato prestación de servicios, Mutuo acuerdo, Terminación contrato aprendizaje, Terminación de contrato con justa causa, Terminación de contrato en periodo de prueba, Terminación de contrato obra o labor, Terminación de contrato Termino fijo, Terminación practica SENA.

**datos hasta septiembre

La relevancia de esta investigación se sustenta en sus aportes en los ámbitos empresarial y académicos tal como se señala a continuación:

A nivel académico: el proyecto puede impactar en las facultades de ingeniería porque se crea un cuerpo de conocimiento que puede ser insumo para procesos de aprendizajes relacionados con la gestión del software. En las facultades de administración el proyecto aportara los fundamentos de un modelo que pueden replicarse para otros ámbitos como la gerencia del talento humano o la psicología organizacional. En general el proyecto puede promover iniciativas en las instituciones de educación superior relacionadas con la introducción de temas sobre modelos tecnológicos basados en predicciones para los procesos de aprendizajes.

El proyecto puede ser un referente para líneas de investigación y proyectos enfocados en estudios predictivos basados en aprendizaje de máquinas, para darle así una mayor pertinencia a las temáticas estudiadas. Igualmente, con este proyecto se amplía las referencias sobre estudios profundos relacionados con temas como la rotación de colaboradores y en general todos los procesos del talento humano, dese un punto de vista científico y cuantitativo

A nivel empresarial: los resultados de este proyecto pueden traer beneficios relacionados con la industria del software en el sector TIC como los siguientes:

- Disposición de un modelo de predicción para el incremento de la productividad debido a la disminución en los índices de rotación y la estabilidad en los cargos medios en las empresas de software.
- Conocimiento de los distintos factores que afectan la gestión de la rotación del talento humano desde un punto de vista científico.
- Caracterización para el agrupamiento de los colaboradores con base en la analítica de datos para conocer patrones y generar estrategias enfocadas en la disminución de la rotación.
- Disposición de un modelo predictivo para la gestión de rotación del talento humano que sirva de insumo para generar estrategias enfocadas en selección y retención.

En general los procesos de análisis predictivo permiten a las compañías de software mejorar la toma de decisiones al prever eventos futuros basados en datos históricos, lo que optimiza la asignación de recursos y la planificación estratégica. Además, facilitan la identificación de tendencias y patrones ocultos en los datos, lo que proporciona una comprensión más profunda del mercado, los clientes y los procesos internos.

En relación con la Maestría en Gestión de Organizaciones del Instituto Tecnológico Metropolitano (ITM): el proyecto es viable porque la gestión de la rotación del talento humano es fundamental en la sostenibilidad económica de las empresas y en procesos de aprendizaje organizacional, ya que, en la medida que se mantenga una base sólida de colaboradores a través del tiempo, el conocimiento se capitaliza de una manera más segura. De lo contrario, con una insuficiente gestión de la rotación es difícil realizar procesos de aprendizaje organizacional. Además, porque para las organizaciones es trascendental el tema de la analítica de datos para la toma de decisiones siendo este un tema de interés para la Maestría.

El proyecto puede servir como un recurso para integrar temas y líneas de investigación relacionados con el análisis predictivo en los procesos gerenciales, tales como la planeación estratégica, organización, control y evaluación, dentro de los currículos y actividades de investigación de la maestría. De esta manera, los estudiantes tendrán acceso a una base más sólida de conocimientos teóricos y tecnológicos que les permitirá desarrollar e implementar estrategias más efectivas en el

ámbito empresarial. Es pertinente para estar alineados con las tendencias de la Cuarta Revolución Industrial incorporar en los currículos de las maestrías enfocadas en organizaciones, temáticas que profundicen epistemológicamente en conceptos sobre aprendizaje de máquinas y analítica de datos en ámbitos como la gestión del talento humano

Los posibles beneficiados con los resultados de este proyecto son los siguientes:

- Los profesionales en gestión del talento humano, ya que, van a tener un referente de cómo utilizar los datos para describir y explicar el pasado, además de poder preguntarse y dar respuesta en temas relacionados a como los colaboradores contribuyen al negocio de la organización (Aguado García, 2018).
- La empresa objeto de estudio que se abordó en este proyecto experta en desarrollo de tecnología de alto impacto, dentro de esto software especializado de alto valor.
- El sector de la industria del software en el Valle de Aburra, porque tendrá un referente sobre un modelo de predicción de deserción del talento humano para optimizar sus operaciones y diseñar estrategia
- El sector TIC a nivel latinoamericano debido a que la industria del software se caracteriza por las iniciativas y los modelos formalizados que fluyen rápidamente entre los países.

2.3. Pregunta de Investigación

¿Qué factores debe tener un modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software?

3. Objetivos

3.1. Objetivo General

Proponer un modelo predictivo basado en Machine Learning para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software.

3.2. Objetivos Específicos

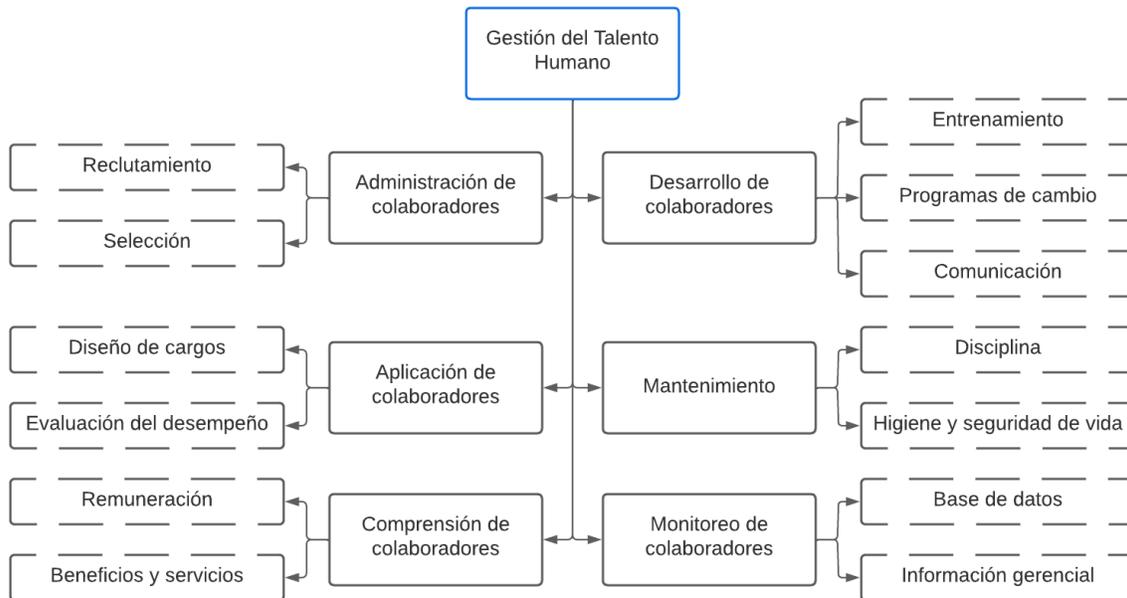
- Identificar factores que inciden en la rotación del talento humano a través de una revisión de literatura para el diseño del instrumento de recolección de información.
- Determinar los principales factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio a través de la aplicación de los instrumentos de recolección de la información que sirva como insumo para el algoritmo predictivo.
- Diseñar un algoritmo basado en Machine Learning para la predicción de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio.

4. Marco de referencia

4.1. Gestión del talento humano

La gestión del talento humano es la habilidad y talento del colaborador, además de la elaboración de estrategias organizacionales que aporten y estructuren los lineamientos y herramientas orientadas a los colaboradores y el cumplimiento de la planeación estratégica de la empresa (Faggioni & Lino, 2018), este cumplimiento se logra a través del reconocimiento del talento y desarrollo de dinámicas y estrategias para que se alcance la máxima productividad de los colaboradores (Machado, 2017) o llevando a cabo acciones relevantes para su beneficio (Alvarado Nando & Barba Abad, 2016). También se puede relacionar con la administración de recursos humanos, la cual se define como un conjunto de políticas y prácticas necesarias para dirigir los aspectos administrativos en cuanto a los colaboradores como el reclutamiento, la selección, la formación las remuneraciones y evaluación de desempeño (Chiavenato, 2009), además de capacitar y atender sus relaciones laborales, seguridad y salud (Dessler & Varela Juárez, 2011). Chiavenato, (2009) menciona que la gestión del talento humano se resume en seis procesos básicos mostrados en la siguiente figura 1, los cuales deben ser abordados por medio de modelos.

Figura 1. Subsistemas de la gestión del talento humano



Fuente: adaptación de (Faggioni & Lino, 2018)

4.1.1. Modelos de gestión del talento humano

Los modelos de gestión son un referente estratégico que buscan garantizar la correcta administración y gestión del talento humano por medio de una estructura de correlación de personas, tecnología y procesos con un esquema de planificación o desempeño (Sparrow & L. Cooper, 2017, pág. 46). Algunos de los modelos más recientes de gestión del talento humano son:

- **Gestión de procesos:** los cuales están conformados por actividades encaminadas a generar resultados y que deben ser optimizados (Hernández Palma et al., 2015). Según este modelo, para gestionar la permanencia de los colaboradores, la gestión de procesos puede ayudar a identificar áreas donde los empleados puedan sentirse frustrados debido a procesos ineficientes o redundantes (Pérez & García, 2021).
- **Gestión prospectiva:** basada en el estudio del futuro para resolver problemas del presente relacionando factores internos y externos (Astigarraga, 2016). Este modelo incluye la identificación de oportunidades de desarrollo profesional, la anticipación de cambios en la demanda de habilidades y la adaptación de políticas y prácticas de talento humanos para satisfacer estas necesidades emergentes (Sánchez & Martínez, 2018).
- **Gestión basada en logros:** Que tiene como objetivo la mejora continua de la gestión del talento humano y el desarrollo de las condiciones humanas en las empresas para aumentar la competitividad (Reyes Jiménez et al., 2020). Con relación al talento humano, este modelo plantea que, al fomentar una cultura de mejora continua y reconocimiento por el logro de objetivos, las compañías pueden aumentar la motivación y el compromiso de los colaboradores (Díaz & Fernández, 2019).
- **Gestión por competencia:** son herramientas que facilitan la evaluación y desarrollo de los colaboradores garantizando eficiencia en los procesos de reclutamiento, selección, entrenamiento y remuneración, disminuyendo el índice de rotación y generando valor agregado (Lora Guzmán et al., 2019). Esta gestión permite a las compañías identificar y fidelizar a los empleados con el mejor ajuste para sus necesidades comerciales. Al proporcionar oportunidades para el desarrollo de habilidades y el crecimiento profesional, las compañías pueden aumentar la fidelización al demostrar un compromiso con el crecimiento y el avance de sus empleados (Martínez & López, 2020).

La gestión del talento humano en la industria del software tiene los siguientes modelos:

- **Gestión por desarrollo técnico:** según Pérez & García (2021), este modelo ofrece una estructura basada en el avance profesional de los colaboradores mediante programas de capacitación, certificaciones y oportunidades de desarrollo que les permiten crecer dentro de la organización y mantener su compromiso a largo plazo.
- **Gestión por conocimiento:** este modelo se enfoca en capturar, compartir y utilizar el conocimiento de los colaboradores en la compañía, mediante herramientas y prácticas que facilitan el intercambio de información y la colaboración entre los colaboradores, lo que contribuye a la fidelización del talento (Sánchez & Martínez, 2018).
- **Gestión basada en agilidad:** de acuerdo con Díaz & Fernández (2019), este modelo se basa en el establecimiento de objetivos claros, retroalimentación continua, enfoque del trabajo en equipo, la colaboración y la mejora continua, con el propósito de mantener altos niveles de motivación y compromiso entre los colaboradores
- **Gestión del talento en trabajo remoto:** se centra en gestionar de manera efectiva a los equipos distribuidos en lugares geográficos distintos, proporcionando estrategias y herramientas para asegurar la comunicación efectiva, la colaboración y el compromiso (Martínez & López, 2020).

4.1.2. Gestión de la rotación del talento humano, productividad y crecimiento organizacional

La gestión de la rotación del talento humano es "el conjunto de prácticas y políticas diseñadas para controlar el flujo de empleados dentro de una organización, con el fin de minimizar la salida de los empleados más valiosos y retener el talento clave"(Mello, 2015, p. 237) , esta gestión implica la implementación de estrategias proactivas para identificar y abordar las causas subyacentes de la rotación de colaboradores, incluyendo factores como la insatisfacción laboral, la falta de oportunidades de crecimiento y desarrollo, y la falta de equilibrio entre el trabajo y la vida personal (Gupta & Shaw, 2014).

La productividad se refiere a la medida en que una organización utiliza eficientemente sus recursos para producir bienes y servicios(S. P. Robbins & Judge, 2019). Esta medida es fundamental para evaluar la eficiencia y efectividad de una organización en la consecución de sus objetivos y el

cumplimiento de su misión. Una alta productividad indica que la organización está utilizando sus recursos de manera óptima para generar valor y alcanzar sus metas, mientras que una baja productividad puede indicar ineficiencias que deben ser abordadas para mejorar el desempeño organizacional (Bateman & Snell, 2019).

El crecimiento organizacional se define como "el proceso de desarrollo y expansión de una organización en términos de tamaño, recursos, capacidades y alcance de sus operaciones" (Jones, 2017, p. 152). Este proceso puede implicar el aumento en ventas, la adquisición de nuevos clientes, la expansión geográfica, la diversificación de productos o servicios, entre otros aspectos. En esencia, el crecimiento organizacional implica una ampliación en la escala y la capacidad de una organización para cumplir sus objetivos estratégicos y adaptarse a los cambios en su entorno (Hitt et al., 2019).

Con el objetivo de cumplir con la planeación estratégica de la empresa y obtener la máxima productividad de los colaboradores se debe realizar una gestión de rotación del talento humano, haciendo énfasis en las salidas las cuales según Guillén Ramírez et al., (2018) se agrupan por:

- **Biológicas o inevitables:** se presenta por muerte, jubilación o incapacidad del colaborador.
- **Socialmente necesarias:** se hacen evidentes cuando se debe retirar al colaborador por fraude o robo.
- **Motivos personales:** causadas por situaciones propias del colaborador.
- **Motivos laborales:** causadas por motivos salariales o malas condiciones de trabajo.
- **Decisiones de la propia empresa:** causada por decisiones de la organización y no del trabajador, por ejemplo, motivos de indisciplina, vencimiento o ruptura de contratos, entre otros.

4.1.3. Índice de rotación de colaboradores

Chiavenato, (2009) menciona que el índice está basado en el volumen de entradas y salidas de colaboradores en relación con la cantidad actual en la empresa en un periodo de tiempo. Para la planeación del talento humano como recurso se utiliza la siguiente fórmula:

$$\text{Índice de rotación de colaboradores} = \frac{\frac{I + S}{2} * 100}{PE}$$

Donde:

I = Entradas de colaboradores en el periodo.

S = Salidas de colaboradores en el periodo.

PE = Colaboradores promedio en el periodo. Se obtiene con la siguiente formula:

$$PE = \frac{\text{Colaboradores en el inicio del periodo} + \text{Colaboradores en el final del periodo}}{2}$$

Si se requiere analizar la pérdida de las personas y sus causas se considera solo las salidas de los colaboradores utilizando:

$$\text{Índice de rotación de colaboradores} = \frac{S * 100}{PE}$$

Donde:

S = Salidas de colaboradores en el periodo.

PE = Colaboradores promedio en el periodo.

Para analizar las pérdidas y verificar los motivos que provocan la salida solo por iniciativa de los colaboradores se utiliza:

$$\text{Índice de rotación de colaboradores} = \frac{R * 100}{\frac{N}{n}}$$

Donde:

R = Renuncias de colaboradores a ser sustituidas.

N = sumatoria del número de colaboradores al inicio de cada mes.

n = número de meses en el periodo.

4.2. Analítica en talento humano

La analítica del talento humano es una metodología y un proceso para dar soporte a través del análisis de datos, y así, mejorar la calidad de las decisiones y el rendimiento a nivel individual, grupal y organizacional, basándose en la recuperación del modo de hacer científico la toma de decisiones sobre la gestión de los colaboradores en las empresas, tomando importancia que las decisiones son sobre el futuro y que las decisiones buscan impactar en la misión (Aguado García, 2018).

Con el desarrollo exponencial de la tecnología, han surgido herramientas de análisis como la minería de datos o el Machine Learning, las cuales son utilizadas a todos los niveles organizacionales, en talento humano es utilizada para tomar mejores decisiones y gestionar colaboradores (Barbosa Fontecha, 2021), a continuación, se mencionan algunas aplicaciones de estas tecnologías en la gestión del talento humano.

Singh Thakur et al., (2015) utilizaron algoritmos de minería de datos para explorar patrones y predecir el desempeño basados en las características de los colaboradores, además de mejorar la calidad de los procesos. El objetivo fue desarrollar un marco de selección ideal para contratar el colaborador adecuado e identificar los criterios a seguir para procedimiento de selección e identificar las variables que influyen en la capacidad de rendimiento. Jantan et al., (2010), realizaron una investigación sobre los factores que influyen en el desempeño laboral de los colaboradores a través de una revisión de literatura y técnicas de minería de datos sobre los efectos de la experiencia, el salario, la formación, las condiciones de trabajo y la satisfacción laboral en los parámetros de rendimiento.

Kamath et al., (2019) utilizaron las técnicas de Árbol de Decisión, Bosque Aleatorio, Máquina de vectores de soporte y Regresión lineal para construir un modelo que fuera capaz de analizar por qué los colaboradores más experimentados se van de la empresa, además de predecir cuáles serían los siguientes en irse.

Cao & Zhang, (2022) utilizaron métodos de aprendizaje automatizado para la evaluación y determinación de competencias laborales en la gestión de recursos humanos, específicamente redes neuronales con las cuales diseñaron un método para la evaluación y gestión de los colaboradores, lo que hace que las empresas que lo implementen tengan una ventaja competitiva y Laguna Estrada et al., (2020) proponen un modelo que realiza una evaluación de competencias transversales a los aspirantes a trabajar en la empresa que posteriormente es tratada a través de redes neuronales con el fin de seleccionar los más competentes a ser contratados.

En áreas de marketing también se han aplicado tecnologías de Machine Learning como Sobociska, (2021) que propone un modelo que permite combinar la información de los colaboradores y la inteligencia artificial en la toma de decisiones.

La extracción de datos de fuentes organizacionales es una herramienta estratégica para las empresas en el futuro cercano (Sharda et al., 2022) y una parte fundamental en la implementación de un modelo predictivo es la calidad de la información (Barbosa Fontecha, 2021).

4.2.1. Análisis predictivo

Las organizaciones necesitan estructuras para el desarrollo de las operaciones presentes, de manera que se puedan cumplir los objetivos previstos, pero además requieren de estrategias para su proyección en el futuro y su sostenibilidad en el mercado. Para lograrlo un asunto fundamental es la capacidad para el análisis predictivo, entendiendo que la predicción es un proceso consistente en toma de datos presentes con la finalidad de lograr información desconocida. Agrawal et al., (2018), mencionan que es la capacidad para aportar información faltante para tomar decisiones con mayor precisión y menor riesgo, además de ser el acto de hablar sobre el futuro que tiene en cuenta las experiencias, opiniones y demás información relevante de la situación a predecir. Mientras que la predicción se basa en la experiencia y la opinión, la previsión se basa en datos y modelos, pero en terminología de minería de datos se utilizan como sinónimos. En algunos casos la predicción se puede nombrar clasificación o regresión (Sharda et al., 2022).

La predicción se caracteriza porque el tratamiento de los datos históricos y del presente posibilitan información de utilidad real para las empresas, es decir, cuando la información generada en los análisis predictivos desemboca en resultados significativos. Para explicar esto, Agrawal et al., (2018) plantean los casos de predicción de fraudes en actividades financieras con tarjetas de crédito y de modelos de negocio que con base en el conocimiento de las necesidades y tendencias de sus clientes determinan la oferta y envío de productos. Romero Espinosa, (2013) analiza la utilidad de los modelos predictivos para casos de fracaso empresarial determinando alcances y restricciones de los modelos de predicción diseñados para ese fin e hizo una comparación de modelos con respecto a su capacidad predictiva diferenciando entre modelos discriminantes, modelos de probabilidad condicional y otros basados en inteligencia artificial.

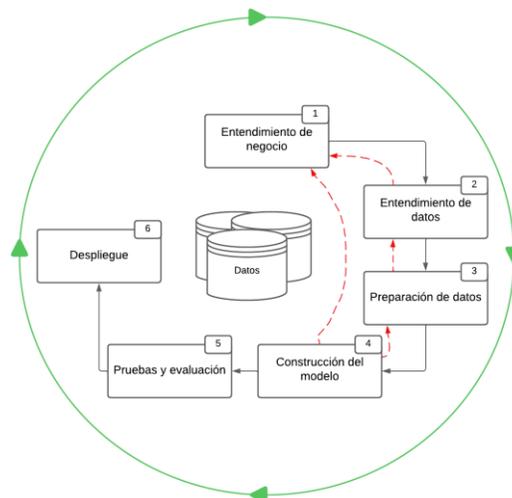
Según lo anterior los modelos predictivos son un grupo de técnicas y herramientas que comprende minería de datos y Machine Learning para el reconocimiento de patrones y dar una predicción de resultados futuros.

4.2.2. Minería de datos

La minería de datos es el descubrimiento o extracción de conocimiento utilizando técnicas matemáticas, estadísticas y de inteligencia artificial (IA) a partir de grandes cantidades de datos que una organización recopila, organiza y almacena. Las organizaciones la utilizan para tener una mayor comprensión de sus clientes y sus operaciones y resolver problemas organizativos complejos. Algunas de sus características son que comprende pasos iterativos, los patrones descubiertos que no se conocían previamente deben ser validados en datos nuevos con un grado de certeza, además de generar utilidad y sentido para el negocio. La minería de datos al igual que la estadística buscan relaciones dentro de los datos. La estadística es la base de la minería de datos, comienza con una hipótesis claramente definida y recopila muestras para probarla. La minería y análisis de datos utilizan todos los datos existentes para descubrir patrones y relaciones novedosos (Sharda et al., 2022).

Sharda et al., (2022) menciona que para realizar proyectos de minería de datos de forma sistemática se suele seguir un proceso general. Actualmente existen varios procesos para maximizar las posibilidades de éxito, uno de los más populares es el Proceso Estándar Intersectorial para la minería de Datos (CRISP-DM por sus siglas en inglés) propuesto en la década de 1990 por un consorcio europeo de empresas como una metodología estándar no patentada para la minería de datos (ver figura 2). A continuación, se describen los pasos de la metodología CRISP-DM.

Figura 2. Proceso de minería de datos CRISP-DM



Fuente: adaptación de (Sharda et al., 2022)

- **Paso 1. Entendimiento de negocio:** el primer paso es una comprensión profunda de la necesidad gerencial de nuevo conocimiento y especificación explícita del objetivo con respecto al estudio a realizar, ya que, el elemento clave es saber para qué sirve el estudio, también se debe tener en cuenta el desarrollo de un plan para alcanzar el conocimiento.
- **Paso 2. Entendimiento de datos:** identificar los datos relevantes de todas las bases de datos disponibles, se debe considerar puntos clave para la identificación y selección de los datos, por ejemplo, el analista debe ser claro sobre la descripción de la tarea y tener una comprensión íntima de las fuentes de datos.
- **Paso 3. Preparación de datos:** es tomar los datos identificados en el paso anterior y prepararlos para el análisis mediante métodos de minería de datos, representa aproximadamente el 80% del tiempo del proyecto debido a que las bases de datos están incompletas, contienen errores o valores atípicos e inconsistencias que deben ser arreglados.
- **Paso 4. Construcción del modelo:** se seleccionan y aplican varias técnicas de modelado al conjunto de datos preparado en el paso anterior. Se debe usar de tipos de modelos viables y establecer estrategias para evaluarlos y poder determinar cuál es el más adecuado para el objetivo del estudio.
- **Paso 5. Prueba y evaluación:** es un paso crítico y desafiante, los modelos son evaluados por su precisión y generalidad, Evalúa el grado en que los modelos seleccionados cumplen con los objetivos del negocio. En algunas ocasiones, cuando el presupuesto lo permite, se prueban los modelos en condiciones reales. Para interpretar adecuadamente los patrones de conocimiento se utilizan técnicas de tabulación y visualización.
- **Paso 6. Despliegue:** puede ir desde generar un informe hasta la implementación de un proceso de extracción de datos en los diferentes niveles de la empresa. Este paso es ejecutado por el cliente y no por el analista.

4.2.3. Machine Learning

Nevala, (2017) menciona que las máquinas aprenden estudiando datos para detectar patrones que pueden categorizar personas o cosas, predecir resultados o acciones probables, identificar patrones y relaciones desconocidas y detectar comportamientos inesperados. Las técnicas más comunes de Machine Learning son el aprendizaje supervisado, semi supervisado, no supervisado y por refuerzo. A continuación, se explica cada uno de ellos:

- En el aprendizaje supervisado la maquina aprende a través de ejemplos por lo que se deben proporcionar las entradas y salidas deseadas, ejemplos de preguntas y respuestas. Se correlacionan la entrada y la lógica que se debe seguir para obtener la respuesta, es decir, se explica cómo llegar del punto A al B. Algunos algoritmos comunes son: árboles de decisión, pronósticos, redes neuronales y análisis de regresión.
- En el aprendizaje semi supervisado se proporcionan algunos datos con la respuesta definida y otros sin respuesta. Algunos algoritmos son el reconocimiento de voz y el reconocimiento de imágenes.
- En el aprendizaje no supervisado la máquina estudia los datos para identificar patrones, no hay respuestas predefinidas y se basa en como los humanos estudian naturalmente el mundo. Algunos algoritmos comunes son: Clustering o los K-Means.

En el aprendizaje por refuerzo se proporciona un conjunto de acciones y reglas permitidas. En esta ocasión la maquina aprende a explorar las reglas y genera una salida deseada. Es el equivalente a enseñar a alguien a jugar, las reglas están claras pero el resultado depende del jugador.

5. Diseño metodológico

5.1. Enfoque y tipo de investigación.

El proyecto de investigación tiene dos líneas de análisis. Por un lado, se hizo un estudio sobre la gestión de la rotación del talento humano y por el otro se abordó el modelado predictivo como una propuesta de solución aplicando técnicas de aprendizaje automático.

La obtención y análisis de datos se desarrolló con un enfoque mixto aplicando técnicas cuantitativas y cualitativas, ya que, en los procesos de gestión del talento humano es de interés no únicamente el tratamiento estadístico, sino además la interpretación de los procesos desde la perspectiva de los colaboradores (Hernández Sampieri et al., 2010). El componente cuantitativo utilizó estadística para proponer un modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software, con base en un histórico de datos, fue una investigación secuencial, se tuvo generalización de resultados y posibilidad de réplicas de estos. En cuanto al componente cualitativo se utilizó un diseño fenomenológico para reconocer experiencias y percepciones de colaboradores de la empresa objeto de estudio que son los líderes de los procesos de gestión del talento humano, a través de entrevistas en profundidad.

Los estudios fenomenológicos se caracterizan por la comprensión de los fenómenos sociales o empresariales a partir de las perspectivas propias de los actores, entienden la realidad desde las experiencias de las personas y las formas como experimentan los fenómenos (Galeano, 2004). En esta investigación los actores son líderes de procesos laborales de la empresa objeto de estudio, quienes han vivido el fenómeno de la rotación del talento humano.

Para la recolección de información se aplicaron entrevistas en profundidad para conocer con amplitud las percepciones, perspectivas, prácticas y motivaciones de los líderes en relación con las causas, consecuencias y características de la rotación del personal en la empresa de tecnología que es objeto del estudio.

En cuanto a los propósitos, se desarrolló una investigación aplicada. Este tipo de investigación se caracteriza por la aplicación de modelos matemáticos y técnicas ingenieriles para la obtención de dispositivos lógicos o físicos para resolver problemas concretos en las empresas (Parra, 2019). En el

caso de esta investigación se busca un dispositivo lógico para predicción relacionada con la rotación del talento humano, de manera que estratégicamente la organización pueda establecer políticas administrativas de una manera más segura. El diseño es no experimental de corte transversal correlacional, ya que, las variables con las que se trabajó no van a ser manipuladas, por el contrario, se analizaron los datos históricos con los que cuenta la empresa y su relación con la rotación del talento humano. Lo que asegura que el fenómeno se observa en su entorno natural y una única recolección de datos.

5.2. Objeto y sujeto de estudio

Un objeto de estudio se refiere al tema o fenómeno que es investigado o analizado en una investigación o estudio académico. En el caso de este proyecto ese objeto lo constituye el fenómeno de la rotación de colaboradores en una compañía de software, considerando los factores incidentes en la salida, bien sea por decisión propia de la persona o determinación de la compañía.

El sujeto de estudio se refiere a las personas o grupos que es objeto de observación, análisis e investigación. En este proyecto ese sujeto lo constituye colaboradores de la empresa de software que es objeto de estudio, tanto los que aún permanecen como los que han salido. Se tomaron los atributos y variables de estos sujetos desde las bases de datos oficiales entregadas por la empresa.

5.3. Técnicas de muestreo

Se utilizó un muestreo por conveniencia. Esta técnica se refiere a la selección de elementos de la muestra en función de su disponibilidad y accesibilidad para el investigador, en lugar de seguir un proceso aleatorio riguroso (Hernández Sampieri et al., 2010). Los elementos fueron seleccionados por su disponibilidad en el momento de la recolección de los datos y el conocimiento profundo del fenómeno de la rotación del talento humano en la empresa. La muestra cuantitativa se constituyó con los datos registrados de 883 colaboradores, en tanto que, la muestra cualitativa se formó con los tres líderes implicados directamente en la gestión de la rotación del talento humano en la empresa objeto de estudio (esta muestra constituye el 100% de los líderes).

5.4. Fases del desarrollo metodológico

El desarrollo metodológico contiene tres fases, una por cada objetivo específico con un tiempo total planeado de ocho meses. A continuación, se describen las fases.

5.4.1. Fase 1: revisión documental

Se hizo una revisión documental para la identificación de los factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software. Se inicio con una revisión documental de modelos utilizados en la gestión de rotación del talento humano a través de bases de datos bibliográficas y documentos empresariales. La fase finalizo con un análisis de los modelos encontrados.

Los instrumentos utilizados fueron bases de datos bibliográficas y herramientas como Scopus, ScienceDirect, EBSCO y en otras bases de datos científicas. Se utilizo matrices para el análisis de la información, además, de agrupamiento con técnicas hermenéuticas. A continuación, se mencionan algunas palabras claves para direccionar la revisión documental.

- Rotación del talento humano
- Big Data
- Analítica predictiva
- Analítica de recursos humanos
- Estrategias para disminuir la rotación del talento humano
- Bienestar de colaboradores
- Modelos de gestión del talento humano

La duración de esta fase fue de un mes y medio, el resultado es un documento de interpretación y análisis sobre factores incidentes en la gestión de la rotación del talento humano.

5.4.2. Fase 2: trabajo de campo

En esta fase, de acuerdo con la revisión documental y las fuentes primarias de la empresa objeto de estudio, se determinaron los principales factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en dicha compañía, a través de información de fuentes primarias y secundarias. La primera actividad fue el diseño y validación de un guion para las entrevistas en profundidad, el cual fue aplicado a los tres lideres gerenciales con incidencia directa en las decisiones sobre los procesos de reclutamiento, selección y operación de los colaboradores. Sus roles están en las áreas de Gerencia de Talento Humano, Gerencia de Preventa y Gerencia de Operaciones.

Además, se logró una obtención de datos históricos sobre diferentes características de los colaboradores activos e inactivos de la empresa, para poder cuantificar variables necesarias para el modelo predictivo descrito en la fase 3.

Las herramientas utilizadas para la obtención de los datos fueron: Google documents, Google Sheets y Google Meets. Como método para el análisis de la información cualitativa hicieron relaciones a través de agrupaciones de texto.

La duración de esta fase fue dos meses y el resultado es un documento sobre los factores que inciden en la gestión del talento humano en la empresa objeto de estudio.

5.4.3. Fase 3: propositiva

La última fase del proyecto consistió en el desarrollo de un algoritmo basado en Machine Learning para predecir la probabilidad de que los colaboradores se retiren voluntaria o involuntariamente de la empresa. Este proceso se llevó a cabo siguiendo la metodología CRISP-DM, que incluyó las siguientes etapas: entendimiento del negocio, entendimiento y preparación de los datos. La fase culminó con la creación del modelo y su posterior validación, utilizando medidas de desempeño para evaluar su precisión.

Las herramientas e instrumentos utilizadas en esta fase fueron: un entorno de desarrollo Google Colab, librerías del lenguaje de programación Python y un servicio de análisis de datos Microsoft Power BI.

La duración de esta esta fase fue cuatro meses y el resultado es un modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano.

Justificación sobre la utilización de minería de datos y Machine Learning

Para el análisis predictivo con base en Minería de Datos y Machine Learning, el conjunto de datos lo constituyó más de 861 colaboradores activos e inactivos que han salido de manera voluntaria e involuntaria desde el 2019. Cada uno de los 861 registros de los colaboradores están representados en datos como: salario básico, salario extralegal, bonificaciones, antigüedad, rol en la empresa, formaciones académicas, participación en semilleros previos a la vinculación, participación en proyectos para los clientes, salario emocional, área a la que pertenece, beneficios que consume,

cantidad de horas extras que realizó, ubicación, tipo de contrato, edad, participación en eventos sociales internos, participación en capacitaciones internas.

La correlación de los datos anteriores demandó procesos algorítmicos de minería de datos y Machine Learning, ya que, requieren un entendimiento de negocio, entendimiento de datos, preparación de datos, construcción del modelo, pruebas y evaluación y despliegue, para así desarrollar algoritmos y análisis de datos que puedan generar patrones no evidenciados por la empresa en la gestión de la rotación del talento humano.

Es de anotar que la minería de datos es pertinente cuando se pretende el descubrimiento o extracción de conocimiento a partir de datos que la empresa de estudio ha recopilado, organizado y almacenado sobre los colaboradores. Con esto se buscó una mayor comprensión de las características de los colaboradores a fin de predecir la ocurrencia de retiros de la empresa. Esto se logró obteniendo patrones que caracterizan a la rotación y que sirven como insumo para los algoritmos y análisis de datos necesarios en Machine Learning.

Como referente se consideró a Kamath et al., (2019), que en su análisis de deserción de colaboradores con aprendizaje automático utilizó 15.000 registros, en tanto que en este proyecto el archivo de asignaciones de colaboradores tiene más de 10.000 registros desde enero hasta septiembre del 2022. Pero en total, considerando los campos de los registros y las dimensiones lentamente cambiantes se llegó a más de 15.000 registros para el tratamiento de datos.

Con respecto a las herramientas y métricas de validación del desempeño del modelo que se desarrolló, inicialmente se consideró la métrica estadística AUC (Receiver Operating Characteristic o Característica Operativa del Receptor), el cual se interpreta con el criterio de “entre más alto mejor” (0.50 un rendimiento aleatorio y 1.00 un rendimiento perfecto), además de las especificadas en la tabla 6

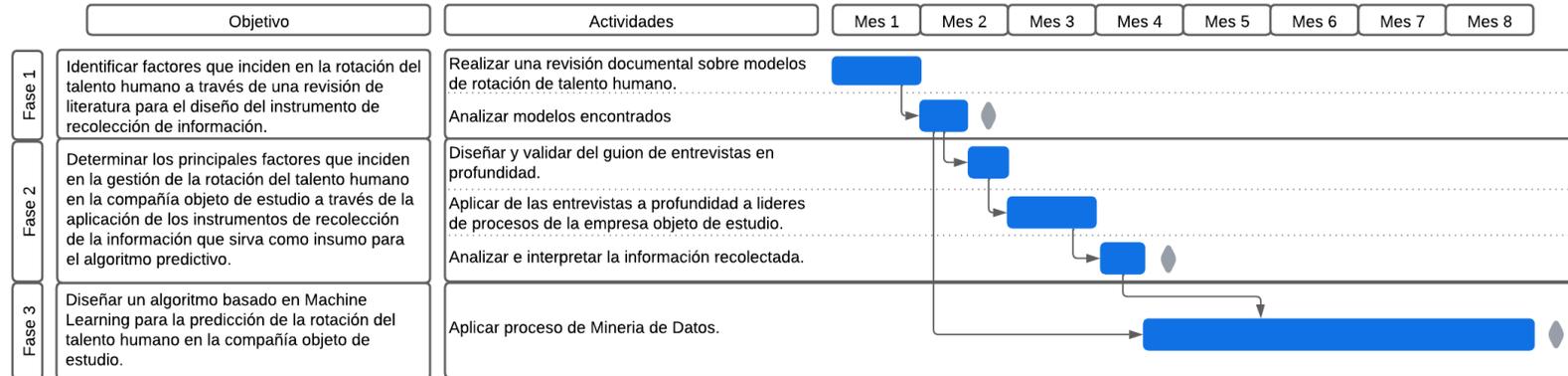
A continuación, la tabla 3 y la figura 3 muestran las fases del diseño metodológico del proyecto.

Tabla 3. Desarrollo metodológico

Fase	Objetivo	Actividades	Instrumento	Herramientas	Métodos de análisis de información	Producto Obtenido	Tiempo (meses)
1	Identificar factores que inciden en la rotación del talento humano a través de una revisión de literatura para el diseño del instrumento de recolección de información.	Realizar una revisión documental sobre modelos de rotación de talento humano.	Bases de datos bibliográficas.	Documentos de Scopus, ScienceDirect, EBSCO u otras bases de datos científicas.	Matrices de resumen analítico	Documento de interpretación y análisis sobre factores incidentes en gestión de la rotación del talento humano.	1.5
		Analizar modelos encontrados.			Matrices (agrupamiento con técnicas hermenéuticas).		
2	Determinar los principales factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio a través de la aplicación de los instrumentos de recolección de la información que sirva como insumo para el algoritmo predictivo.	Diseñar y validar el guion de entrevistas en profundidad.	Software de procesamiento de texto.	Google Documents.		Documento sobre los factores que inciden en la gestión del talento humano en la empresa objeto de estudio.	2
		Aplicar de las entrevistas a profundidad a líderes de procesos de la empresa objeto de estudio.	Entrevista en profundidad.	Google Meet.			
		Analizar e interpretar la información recolectada.			Relaciones a través de agrupaciones de texto.		
		Recolectar datos de los colaboradores de la empresa objeto de estudio	Hojas de calculo	Google Sheet.			
3	Diseñar un algoritmo basado en Machine Learning para la predicción de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio.	Aplicar proceso de minería de Datos	Lenguaje de Programación Servicio de análisis de datos	Python. Power BI	Metodología CRISP-DM	Algoritmo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano.	4.5

Fuente: elaboración propia.

Figura 3. Cronograma del diseño metodológico



Fuente: elaboración propia.

6. Hallazgos y resultados

6.1 Revisión documental sobre factores que inciden en la rotación del talento humano

Para dar respuesta al objetivo específico N°1 “Identificar factores que inciden en la rotación del talento humano a través de una revisión de literatura para el diseño del instrumento de recolección de información”, se realizó una revisión bibliográfica para definir los factores que se mencionan con mayor frecuencia en la literatura sobre la rotación del talento humano.

6.1.1. Matriz de resumen analítico

A continuación, en la tabla 4 se resume la revisión bibliográfica sobre factores incidentes en la gestión de la rotación de talento humano en las empresas. Se han considerado los siguientes elementos: Autores, título del documento, año de publicación, factores identificados y resumen del documento. Es de aclarar que, el fenómeno de la rotación de talento humano tiene sustentaciones teóricas y evidencias empresariales que no pierden vigencia en el tiempo (debido a la naturaleza de la información fue necesario considerar referentes de décadas pasadas, ya que, son conceptualizaciones vigentes en la gestión de la rotación del talento humano en las compañías)

Es si como, en la literatura desde 2001 hasta el presente se encontró redundancia en las siguientes categorías conceptuales: factores endógenos por variables internas de las propias empresas; factores exógenos por variables externas a las empresas y factores personales propios de las decisiones de los colaboradores.

Con respecto a las fuentes, se han considerado documentos de revistas científicas y de documentos empresariales, ya que, en las empresas desde sus experiencias y practicas se construye información que explican fenómenos como la rotación de talento humano. Es así como se encontró que, de acuerdo con las características de los colaboradores en las distintas áreas empresariales, las aspiraciones necesidades e intereses varían según factores como la edad. Mientras que los colaboradores con mayor tiempo laboral proclaman estabilidad, los jóvenes o personas que apenas están iniciando la vida laboral proclaman posibilidades de crecimiento sin importar la migración a otras empresas.

Tabla 4. Revisión bibliográfica sobre factores que inciden en la rotación del talento humano

Año	Autores	Título	Resumen	Factores identificados
2022	Pedrerós Sanmartín, V	La rotación de profesionales especializados en la industria de desarrollo de software en Colombia	Análisis de la situación actual de la rotación de profesionales especializados de TI en Colombia, teniendo en cuenta que el sector de las TI tiene inconvenientes para ocupar este recurso.	1. Factores Externos: Momento económico, Mercado Laboral, Oportunidades Laborales 2. Factores internos: Salarial, Posibilidades de Crecimiento, Clima Laboral, Falta de liderazgo, Reconocimiento.
2021	Barbosa Fontecha, J	Modelos Predictivos para la Rotación del Talento Humano	Consolidado de diferentes modelos predictivos utilizados en la rotación del talento humano.	1. La voluntaria: se da cuando los empleados renuncian a sus cargos por algún motivo que no les permite continuar en la organización, mientras que 2. La involuntaria: se genera sin que el empleado tenga el deseo de salir de la organización, lo que puede ser propiciado por una falta disciplinaria grave, un bajo desempeño, recorte de personal o una reestructuración.
2021	Zaballa Gómez et al.,	Procedimiento para el análisis de la rotación del personal	Propuesta de procedimiento para contribuir al análisis de la rotación del personal con una óptica hacia la gestión del conocimiento, identificando las causas que provocan la fluctuación, sus efectos y demás elementos importantes.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Inevitables 2. Socialmente necesarias 3. Motivos personales 4. Motivos laborales o por 5. Decisión de la empresa
2019	Lara Fernández, P	Análisis de la rotación de personal en las empresas de Latinoamérica en el periodo 2010 – 2018, una revisión de la literatura científica	Revisión sistemática entre los años 2010-2018 para determinar cuáles son los factores que impactan en la rotación de personal en Latinoamérica.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Renuncia voluntaria 2. Mal clima laboral 3. Falta de crecimiento laboral y poco salario.
2019	Moreno Reyes et al.,	Causas que generan la rotación de personal en la fase de ejecución, en proyectos de desarrollo de software en publicaciones semana	identificación de las principales causas que generan la rotación de personal en la fase de ejecución en proyectos de desarrollo de software	<ol style="list-style-type: none"> 1. Mala remuneración 2. Condiciones del mercado donde se presenta una alta oferta para estos perfiles

Año	Autores	Titulo	Resumen	Factores identificados
2018	López Jiménez, L	Propuesta de modelo de empresa familiarmente responsable como estrategia para el mejoramiento de la calidad de vida y la disminución de la rotación del personal en el área de enfermería en el hospital Simón Bolívar.	Establecen estrategias para el logro de la conciliación entre el trabajo y la vida familiar basados en el modelo de Empresa Familiarmente Responsable basado en la norma EFR1000	<p>1. Factores internos: Política salarial de la organización, Política de recursos para el bienestar del empleado en la organización, Grado de flexibilidad de las políticas de la organización, Tipo de supervisión que se ejerce sobre el personal, Oportunidades de desarrollo y crecimiento profesional, Tipo de relaciones humanas dentro de la organización, Condiciones físicas ambientales de trabajo en la organización, Moral del personal de la organización, Cultura organizacional, Política de reclutamiento y selección de recursos humanos, Criterios y programas de capacitación y entrenamiento de recursos humanos, Política disciplinaria de la organización, Criterios de evaluación del desempeño, Situación económica de la empresa, Equipos o herramientas insuficientes o en mal estado, Satisfacción del personal en el cargo, Estrategias de identificación de necesidades del personal, Estímulos desde la dirección, estilo de liderazgo existente en la organización</p> <p>2. Factores externos: Situación de la oferta y de la demanda de recursos humanos en el mercado, Coyuntura económica, Oportunidades de empleo en el mercado de trabajo, Salarios en el mercado, Condiciones de cargo que ofrece la competencia</p>

Año	Autores	Titulo	Resumen	Factores identificados
2017	Moreno Pérez & Lemus Rincón	Análisis de las principales causas de rotación de personal de la empresa Oiltrans SAS de la ciudad de Bogotá, D.C	identificación y análisis de las principales causas de rotación de personal en el área operativa de la empresa OILTRANS SAS a partir de lo cual se propondrán acciones de mejora.	<p>1. Causas Generales: La situación desfavorable en el sector hidrocarburos, Situación económica del país, Mejores oportunidades en otras empresas</p> <p>2. Causas de Carácter Empresarial: Política salarial de la organización, Reconocimiento por parte de los jefes, Falta de Motivación, Exceso de Carga Laboral, Conflictos entre compañeros, Inadecuadas Condiciones físicas (Estado del vehículo), Actitud y trato por parte de los jefes</p> <p>3.Causas de Carácter Personal: Situación Familiar, Problemas de traslado (casa -planta), Problemas de salud</p>
2016	Hernández Palomino et al.,	Diferencias en los motivadores y los valores en el trabajo de empleados en empresas maquiladoras.	Análisis con un diseño cuantitativo sobre las diferencias en los motivadores y valores organizacionales de cuatro generaciones de empleados que trabajan en la industria maquiladora en Ciudad Juárez.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Búsqueda de mejores empleos con mayor remuneración 2. Reconocimiento al trabajo realizado 3. Medio ambiente más seguro y estable.
2016	García López, K	Causas internas y externas que influyen en la rotación de personal en una empresa de alimentos de la costa sur	Identificación de las causas internas y externas que influyen en la rotación de personal de una empresa de alimentos de la costa sur	<ol style="list-style-type: none"> 1. Mejor sueldo 2. Cambio de localidad 3. Dificultad de adaptación 4. Malas relaciones laborales 5. horario

Año	Autores	Título	Resumen	Factores identificados
2016	Maldonado, L	Análisis de la rotación del personal técnico en una empresa de servicios masivos de telecomunicaciones.	Se plantea la creciente problemática de la rotación de personal en una empresa de telecomunicaciones con todas sus implicaciones, cuantificando económicamente dicha situación	<ol style="list-style-type: none"> 1. Bajo salario al personal nuevo e inexperto 2. Calidad deficiente del servicio 3. Mal ambiente laboral 4. Terminación de contrato 5. Personal poco capacitado 6. Pagos por actividad exitosa 7. Procesos de selección masivos
2015	Aguilar, V	Propuestas para reducir el índice de rotación en la empresa Saljamex Servicios S.A de C.V.	Conjunto de propuestas que impactan en la reducción del índice de rotación en la empresa Saljamex.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Ambiente Organizacional 2. Salario 3. Condiciones de trabajo 4. Falta de capacitación 5. Falta de Oportunidades de Desarrollo 6. Equipo y herramientas de trabajo
2010	Andrade Martínez, M	Análisis de la rotación del personal y elaboración de una propuesta para su optimización en la Pasamanería S.A. de la ciudad de Cuenca en el 2009	Propuesta para la optimización de la rotación del personal en la Pasamanería S.A.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Las de carácter general, que son independientes de la empresa y de cada persona 2. Las de carácter empresarial, ligadas a la implantación de la política del personal 3. Las de carácter personal, todas aquellas relacionadas con el individuo, a sus condiciones personales y familiares.
2006	Millán Rosas, G	Rotación de personal	Acercamiento a las problemáticas de recursos humanos, especialmente el fenómeno de la rotación de personal a través de las percepciones y motivaciones de los colaboradores	<ol style="list-style-type: none"> 1. La política salarial de la organización 2. La política de beneficios de la organización 3. Las oportunidades de crecimiento profesional localizadas dentro de la organización 4. El tipo de relaciones humanas desarrolladas dentro de la organización 5. La cultura organizacional desarrollada

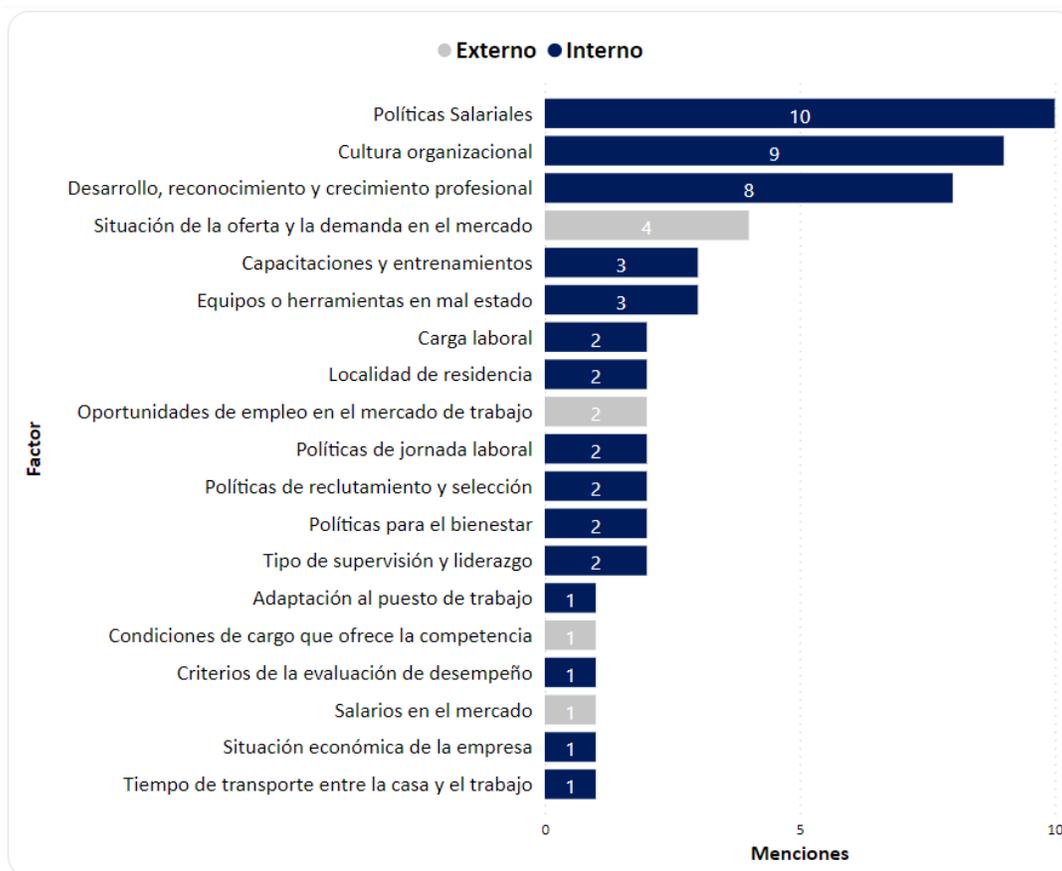
Año	Autores	Título	Resumen	Factores identificados
2004	Carey, D	The human side of M & A: how CEOs leverage the most important asset in deal making	Propuesta de cómo abordar el lado humano de una empresa, revelando las trampas que se deben evitar y las mejores prácticas que se deben seguir	<ol style="list-style-type: none"> 1. Oportunidad de carrera 2. Poca satisfacción con el salario 3. Jornada laboral 4. Malas condiciones de trabajo
2001	Chiavenato, I	Administración de Recursos Humanos	Libro que menciona los elementos o factores que inciden en la rotación del talento humano	Elementos de satisfacción en el trabajo, tanto ambientales como personales, que puedan ser claves para mantener la estabilidad emocional del individuo en su trabajo que condicionan la actitud y el comportamiento del personal.

Fuente: elaboración propia.

6.1.2. Consolidado de factores identificados

En la siguiente figura se agrupan los factores sobre rotación del talento humano según las menciones en los documentos analizados, esto se utilizó para apoyar los procesos de recolección de datos en las entrevistas y en la consolidación del modelo

Figura 4. Factores de rotación con más menciones en la revisión bibliográfica



Fuente: elaboración propia.

A continuación, se presentan las definiciones de los factores que más inciden en la rotación de talento humano, de acuerdo con la revisión documental resumida en la figura 4:

- **Políticas salariales** se refieren a las decisiones y estrategias que las empresas adoptan en relación con la remuneración que ofrecen a sus colaboradores. Estas políticas incluyen, entre otras cosas, la determinación de los salarios base, los aumentos salariales, los bonos

y otros incentivos, así como los beneficios laborales, como planes de salud y seguro de vida (J. Pérez, 2017).

- **Cultura organizacional** se refiere al conjunto de valores, creencias, actitudes, prácticas y comportamientos compartidos por los miembros de una organización, como una empresa o una institución (J. Pérez, 2017).
- **El Desarrollo, reconocimiento y crecimiento profesional** se refieren a la mejora continua de las habilidades, conocimientos y competencias de un individuo en el ámbito laboral, y el reconocimiento y la recompensa por los logros y contribuciones que ha realizado en su trabajo (J. Pérez, 2017).
- **Capacitaciones y entrenamientos** se refieren a la formación y el desarrollo de habilidades, conocimientos y competencias de los empleados para mejorar su desempeño en el trabajo (J. Pérez, 2017).
- **Equipos o herramientas** en mal estado se refieren a aquellos equipos y herramientas utilizados en el ámbito laboral que presentan fallas, daños o deficiencias que pueden afectar su funcionamiento o poner en peligro la seguridad de los empleados (J. Pérez, 2017).
- **Políticas para el bienestar** son un conjunto de estrategias y medidas que se implementan en las organizaciones para promover la salud, el bienestar y la calidad de vida de los colaboradores. Estas políticas incluyen programas y prácticas que fomentan la actividad física, la nutrición saludable, el manejo del estrés y la salud mental, entre otros (García & Albornoz, 2018).
- **Políticas de jornada laboral** son un conjunto de reglas y medidas que establecen la duración, horarios, descansos y días de trabajo de los colaboradores en una organización. Estas políticas pueden variar según la industria, el tipo de trabajo y las leyes laborales y de seguridad social en cada país (García & Albornoz, 2018).
- **Supervisión y el liderazgo** son dos conceptos estrechamente relacionados que se utilizan en el ámbito laboral para dirigir y motivar a los colaboradores. La supervisión se refiere a la tarea de monitorear el trabajo de los colaboradores y asegurarse de que se cumplan los objetivos y las metas establecidas. Por otro lado, el liderazgo se refiere a la capacidad de inspirar, guiar y motivar a los colaboradores para que alcancen su máximo potencial (Hernández & Mendoza, 2019).

- **Situación de la oferta y la demanda** es uno de los conceptos fundamentales en economía que describe cómo se determinan los precios y las cantidades de los bienes y servicios en un mercado determinado. La oferta se refiere a la cantidad de bienes o servicios que los productores están dispuestos a ofrecer a un precio determinado, mientras que la demanda se refiere a la cantidad de bienes o servicios que los consumidores están dispuestos a comprar a un precio determinado (Hernández & Mendoza, 2019).

6.1.3. Conclusiones del objetivo N°1

De la tabla 4 se evidencia que el fenómeno de la rotación del talento humano en las empresas se da por diferentes causas, las cuales aplican según el contexto de la organización, y que estas pueden estar agrupadas en características exógenas, endógenas y personales. Esto significa que dicho fenómeno para su gestión debe considerar dinámicas internas de las empresas relacionadas con las formas como se gerencia el talento humano y otros ámbitos que lo implican. También inciden dinámicos del entorno, por ejemplo, el comportamiento del mercado, el manejo de la oferta laboral, la demanda de los profesionales, entre otras.

Con respecto a los factores asociados al colaborador como persona, se encontró que aspectos de desarrollo individual, proyecto de vida y aspiraciones integrales son variables que deben considerarse en la gestión de la rotación del talento humano en cualquier empresa. Este puede ser el factor de mayor complejidad para ser gestionado, ya que, por ser de la individualidad de la persona es probable que se escape a las decisiones de las empresas en materia de fidelización de colaboradores.

De la figura 4 se concluyó:

- Las políticas salariales en las empresas es el factor endógeno más incidente, según mencionan los diferentes documentos revisados. Por consiguiente, se debe considerar como variable de entrada para poder predecir la rotación en la empresa objeto de estudio. Estas políticas contemplan la remuneración salarial, prestaciones sociales, salario por cumplimiento de objetivos, beneficios extralegales de los colaboradores, tipo de salario, entre otros.

- La cultura organizacional es el segundo factor incidente según las referencias bibliográficas, esto determina que las empresas deben centrar esfuerzos en consolidar la esencia de la organización y buscar colaboradores que se adapten y tengan afinidad con la misma. Un desafío para el proyecto fue especificar variables relacionadas con este factor que sirvieron de insumo para el modelo predictivo.
- El desarrollo, reconocimiento y crecimiento profesional también están dentro del grupo de mayor relevancia en la bibliografía. Esto hace referencia a que las políticas salariales no son suficientes para fidelizar los colaboradores, ya que, se deben considerar otros elementos que son motivadores en las decisiones que puede tomar un colaborador para mantenerse en la empresa.
- El factor exógeno más importante es la situación de la oferta y la demanda en el mercado. La significancia de este factor está asociada con el sector económico de la empresa, ya que en unos es intensa la competencia laboral que en otros. Por ejemplo, en el sector de la tecnología la oferta de puestos de trabajo especializado promete ventajas salariales y de desarrollo que influyen en decisiones relacionadas con nuevas opciones de trabajo

6.2 Factores que inciden en la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio

Para lograr el desarrollo del objetivo N°2 “Determinar los principales factores que inciden en la gestión de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio a través de la aplicación de los instrumentos de recolección de la información que sirva como insumo para el algoritmo predictivo” se aplicó una entrevista en la empresa objeto de estudio para conocer el comportamiento del fenómeno; se recolectaron datos de los colaboradores; y se aplicó un proceso de minería de datos para encontrar patrones que ayuden a la interpretación del fenómeno y a su vez sirvan de insumo para el modelo predictivo.

6.2.1. Validación de factores de rotación en la compañía objeto de estudio

Se diseñó, aplicó y analizó una entrevista a profundidad con la gerente de talento humano, el gerente de operaciones y el gerente de preventa de la empresa objeto de estudio para comprender el fenómeno desde diferentes visiones. Esta muestra es representativa porque constituye el ciento por ciento de las personas de dirección con poder para la toma de decisiones sobre talento humano.

Son ellos tres quienes determinan políticas, analizan factores críticos de los procesos de talento humano, hacen monitoreo del desempeño de los colaboradores y toman decisiones sobre gestión el talento humano.

El proceso de diseño de la entrevista se hizo de acuerdo con el guion mostrado en la tabla 5:

Tabla 5. Guion aplicado en las entrevistas a profundidad

Momento	Duración	Descripción
Inicio	5 - 8 min	Presentación de los objetivos del proyecto Presentación del consentimiento informado. (Anexo A) Autorización para la gestión de información y grabar la sesión
Central	30 - 35 min	Se desarrollará de acuerdo con las siguientes preguntas en profundidad: 1. ¿Cuáles considera que son los factores internos más incidentes en la rotación de colaboradores en la empresa? 2. ¿Cuáles considera que son los factores externos más incidentes en la rotación de colaboradores en la empresa? 3. ¿Cuáles considera que son los impactos más significativos del fenómeno de la rotación de colaboradores en los procesos y gestión de la empresa?
Cierre	5 - 8 min	Se desarrolla de acuerdo con las siguientes preguntas en profundidad: ¿Qué espera de un modelo para la gestión de la rotación del talento humano en esta empresa? ¿Qué observaciones tiene sobre el fenómeno de la rotación?

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se presentan las categorías cualitativas para el análisis de las entrevistas, que se construyeron en un proceso inductivo desde la similitud del discurso de los entrevistados.

➤ **Categoría 1: factores de rotación.**

Incluye los siguientes aspectos: políticas salariales, desarrollo, reconocimiento y crecimiento profesional, localidad de residencia, cultura organizacional, tipo de supervisión y liderazgo y situación de la oferta y la demanda en el mercado

Políticas salariales

La mayoría de las deserciones que causan rotación, son por políticas salariales, constituidas principalmente por un salario básico y un salario flexible.

Los colaboradores encuentran propuestas salariales de otras empresas que son mayores a las que ofrece la empresa objeto de estudio. La oferta salarial del mercado dolarizado es el factor que más incide en la rotación de personal. En el mundo de la tecnología, es común operar desde cualquier parte del mundo, lo que ha llevado a grandes compañías con mercado global a contratar colaboradores ubicados en Colombia o Latinoamérica, en lugar de emplear personal directamente en Estados Unidos, ya que, tienen la misma zona horaria. Estas empresas pueden pagar salarios más competitivos en dólares al contratar colaboradores en Latinoamérica, lo que les permite obtener buenos márgenes mientras ofrecen salarios superiores a los que se encuentran en Colombia.

Es difícil competir a nivel salarial en este contexto, debido a que el mercado opera mayormente para el exterior y está dolarizado. Para contrarrestar esta situación, la empresa ha implementado dos estrategias. Primero, se ha establecido un esquema de crecimiento definido para los colaboradores que ingresan por formación, lo que les permite tener claro su progreso en función del cumplimiento de objetivos. Segundo, se ofrecen posibles crecimientos salariales en dos momentos del año (enero y julio), considerando el cumplimiento de objetivos, actitud, estado financiero de la empresa, habilidades técnicas, experiencia en el rol y la antigüedad en la compañía.

Respecto al salario flexible, existen opiniones contradictorias entre los entrevistados. Algunos mencionan que los colaboradores se van de la compañía debido a que en otras toda la remuneración es salario básico, mientras que otros afirman que el salario flexible no afecta, ya que la empresa realiza un ejercicio importante desde la contratación para brindar claridad sobre cómo está constituido el salario y sus respectivos beneficios tributarios. Sin embargo, se destaca que, en ningún caso, los colaboradores mencionan que se van específicamente debido al salario flexible; siempre es por cambios significativos en el salario.

Desarrollo, reconocimiento y crecimiento profesional

En la compañía, este factor se evidencia a través de diversas formas. La asignación de proyectos juega un papel clave, ya que algunos proyectos pueden resultar poco interesantes y monótonos para ciertos colaboradores, lo que genera un sentimiento de estancamiento en su desarrollo profesional. En ocasiones, los colaboradores pueden sentir que no están alineados con el rol que desempeñan y que las actividades no son lo suficientemente desafiantes o no coinciden con sus expectativas iniciales.

Es importante mencionar que, tras analizar las deserciones relacionadas con este factor, se ha llegado a la conclusión de que en ocasiones la razón real de la salida puede estar relacionada con el salario.

También se ha observado que algunos colaboradores con más de tres años en la empresa pueden desertar debido a su deseo de emprender. Consideran que han adquirido suficiente experiencia en el sector para iniciar sus propios negocios. En la mayoría de los casos, estas personas mantienen una buena relación con la empresa, lo que a su vez las convierte en potenciales proveedores en el futuro.

Localidad de residencia

Algunos colaboradores desertan debido a cambios en su lugar de residencia. Aunque la empresa opera principalmente de forma remota, la diferencia en la zona horaria de la nueva residencia puede afectar la disponibilidad para atender a los clientes. Además, la contratación de colaboradores en países donde la empresa no tiene registro legal puede plantear problemas legales.

Cultura organizacional

En la empresa objeto de estudio, la cultura organizacional juega un papel fundamental en la fidelización de los colaboradores, lo que se traduce en una tasa mínima de deserción que es causa de rotación. Cuando se presenta algún caso de desvinculación, suele deberse a que el colaborador no está alineado con el propósito de la empresa.

La fidelización a través de la cultura organizacional se refleja en diversas estrategias, como la promoción de espacios de interacción fuera del ámbito laboral, actividades de esparcimiento y diversión que fomenten un ambiente familiar en todas las sedes. Además, se evita jerarquías innecesarias y burocracia en la toma de decisiones y gestión de equipos, lo que favorece una mayor participación e involucramiento de todos los miembros de la organización.

Tipo de supervisión y liderazgo

No tener una buena relación y comunicación con el líder inmediato puede llevar a que los colaboradores deserten. Para evitar este inconveniente, se proponen estrategias desde la operación y la gestión del talento humano. Por ejemplo, establecer canales de comunicación abierta y constante entre el área de talento humano y los colaboradores y promover la retroalimentación

periódica en doble vía entre el equipo y su respectivo líder para identificar oportunidades de mejora. Además, la empresa tiene un enfoque en la formación de líderes estratégicos y tácticos con énfasis en la gestión del talento humano.

Situación de la oferta y la demanda en el mercado

Según los entrevistados, en el mercado tecnológico la demanda de talento suele superar la oferta. Sin embargo, durante el primer semestre de 2023, algunos clientes que se esperaba que impulsaran el crecimiento de la empresa no están manifestando dicho crecimiento. Para garantizar la sostenibilidad del negocio, la empresa trabaja con márgenes de utilidades netas establecidos. Cuando se superan estos márgenes, la empresa comienza a decrecer debido al desequilibrio entre costos e ingresos.

Con el objetivo de evitar exceder estos márgenes, se lleva a cabo una identificación de personas que están sin asignación, no cumplen con las habilidades esenciales esperadas y tienen un nivel técnico bajo. Estas personas se les finaliza el contrato para mantener un equilibrio adecuado en los costos y asegurar la sostenibilidad de la empresa.

➤ Categoría 2: impactos de la deserción

De acuerdo con los entrevistados, la pérdida de la cultura de equipos es una consecuencia directa cuando un colaborador abandona un equipo. El proceso de reemplazo requiere tiempo para que el nuevo miembro se adapte a la cultura de trabajo, conozca a sus compañeros, desarrolle confianza y madure en su rol. Es esencial que la cultura de las personas y equipos esté alineada con el propósito de la compañía objeto de estudio, ya que estos equipos son la cara visible de la empresa ante los clientes.

Además, la rotación de colaboradores también conlleva a la pérdida de conocimiento técnico y de negocio. La precisión y el cumplimiento de los objetivos en los proyectos se ven afectados por la salida de colaboradores que poseen conocimientos especializados en las complejas necesidades técnicas y de negocio de cada cliente. La adquisición de este conocimiento por parte de nuevos miembros del equipo requiere tiempo y aprendizaje.

➤ Categoría 3: percepciones sobre el modelo predictivo

Según los entrevistados, el modelo predictivo debe tener como objetivo definir las variables externas e internas que influyen en la rotación del talento humano, permitiendo un análisis en profundidad. Además, generar arquetipos de personas con mayor probabilidad de desertar, lo que facilite el diseño de estrategias efectivas de fidelización.

Una función clave del modelo debiera ser generar alertas de manera proactiva sobre la posible salida de colaboradores. Esto permite que la empresa tome medidas preventivas durante periodos de recesión o activar estrategias de fidelización y reclutamiento para abordar problemas de rotación anticipadamente. El modelo también podría tener en cuenta factores estacionales y eventos conocidos, como la llegada de compañías fuertes a Colombia, que pueden influir en los niveles de rotación.

En última instancia, el modelo se podría usar para realizar predicciones basadas en ciertos factores, permitiendo evaluar cómo una decisión determinada puede afectar la rotación del talento humano.

6.2.2. Conclusiones del objetivo N°2

El análisis de campo permite concluir que en la empresa objeto de estudio, los factores internos que influyen en la rotación del talento humano son las políticas salariales, el desarrollo personal, el reconocimiento y el crecimiento profesional, la ubicación de residencia y el estilo de supervisión y liderazgo. Además, se identifica que el factor externo más influyente es la dinámica de la oferta y la demanda en el mercado laboral.

En cuanto a los factores destacados en la revisión bibliográfica, se encontró que seis de ellos fueron mencionados por los entrevistados, los cuales incluyen los elementos previamente señalados, junto con la cultura organizacional. Esta última desempeña un papel crucial en la fidelización de los colaboradores.

Se encontró una alta coincidencia entre los factores asociados con la deserción de talento humano planteados en la revisión documental y los encontrados en la interacción con los entrevistados.

Para el desarrollo de un modelo efectivo, es esencial recopilar datos que abarquen el comportamiento de los factores identificados tanto en la revisión documental como en las entrevistas a profundidad. A fin de satisfacer las exigencias y expectativas de los líderes de la empresa, se debe incluir análisis descriptivo y predictivo en la estrategia de abordaje.

6.3 Modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano

Para completar el objetivo N°3 “Diseñar un algoritmo basado en Machine Learning para la predicción de la rotación del talento humano en la compañía objeto de estudio”, se adaptaron las etapas del proceso de minería de datos CRISP-DM (una metodología para minería de datos): entendimiento del negocio, entendimiento de datos, preparación de datos, construcción del modelo, pruebas y evaluación y despliegue.

6.3.1. Entendimiento del negocio

Esta etapa se enfoca en la comprensión de los objetivos y requisitos del proyecto desde una perspectiva comercial, con el fin de posteriormente convertirlos en una definición del problema en el contexto de la minería de datos. El propósito principal es adquirir una comprensión profunda de la lógica del negocio.

La empresa objeto de estudio se encuentra ubicada en Colombia y se distingue por su propuesta de valor centrada principalmente en la oferta de soluciones a través de software y metodologías. Para lograr este propósito, la empresa se organiza en diversas áreas de trabajo especializadas. El objetivo primordial de las principales áreas de trabajo es:

- **Desarrollo:** realizar consultoría y desarrollo de software a la medida.
- **Calidad:** reducir el riesgo de salidas a producción con error y generar software con un buen nivel de calidad.
- **Arquitectura Empresarial:** identificar el mejor camino de transformación tecnológica a través de ejercicios de arquitectura participativos y accionables que apoyan la adopción de tecnologías modernas y de alto impacto
- **Management:** generar valor en procesos y servicios, desde estrategias que buscan resultados, cumplimiento, efectividad, satisfacer y superar expectativas
- **RPA:** transformar los procesos dentro de las compañías, optimizando recursos asociados a actividades repetitivas, eliminando ineficiencias y mitigando los riesgos generados por la alta operatividad
- **IA:** Construir de forma única de contribuir e intervenir en la reducción de costos, la generación de eficiencias, la identificación de oportunidades de innovación y la mejora de la productividad en la operación

- **HIBOT:** facilitar la automatización de comunicaciones entre clientes y empresas a través de una plataforma digital de atención

El ingreso de colaboradores puede llevarse a cabo a través del programa de formación o mediante la contratación directa en el mercado. Aquellos que ingresan mediante el programa de formación son denominados como SI TRAINING y pasan tres meses recibiendo capacitación en habilidades técnicas y blandas.

Los contratos para los colaboradores permiten trabajar de forma remota o híbrida, es decir, algunos días de forma remota y otros de manera presencial. Esto posibilita la contratación de personas de cualquier país del mundo. Para aquellos que optan por trabajar de manera híbrida, tienen la opción de asistir a alguna de las tres sedes físicas disponibles: Medellín y Bogotá en Colombia, y Paisandú en Uruguay.

La empresa atiende a clientes en diversos sectores productivos, como financiero, seguros, salud, retail, cajas de compensación familiar, entre otros. Para cada uno de estos clientes, se asigna un gerente de operaciones, quien es el colaborador encargado de liderar todo el equipo de trabajo asociado con esa asignación.

En el caso de la empresa que está siendo estudiada, se requiere analizar la gestión del talento humano, el cual es el principal recurso para asegurar que los objetivos comerciales se cumplan, manteniendo al mismo tiempo el conocimiento empresarial y asegurando la continuidad de las operaciones. Estos objetivos comerciales se resumen en el siguiente objetivo de la minería de datos: Determinar la probabilidad de que un colaborador se retire de la empresa.

6.3.2. Entendimiento de datos

Esta fase comienza con la recopilación inicial de datos y continúa con actividades que permiten familiarizarse con los datos, identificar problemas de calidad de datos, descubrir conocimientos preliminares y detectar subconjuntos interesantes para formular hipótesis sobre información oculta. El objetivo es comprender los datos del negocio y sus relaciones.

Los datos se encuentran en dos bases de datos distintas. La primera contiene información sobre los colaboradores, incluyendo características demográficas y laborales, con un total de 860 registros y 21 campos. Los campos de esta tabla son principalmente de tipo texto (cadenas de caracteres),

excepto por las fechas y los campos CTC proyectados y duración. En la figura 5, se evidencia que varios de los campos en esta tabla están nulos, lo que afecta la confiabilidad de la información y genera incertidumbre respecto a su utilización en algoritmos predictivos.

Figura 5. Gráfico de información de la tabla Colaboradores

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 860 entries, 0 to 859
Data columns (total 21 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   IDENTIFICACION                        860 non-null    object
1   TD                                     860 non-null    object
2   COLABORADOR                           860 non-null    object
3   ESTADO                                 860 non-null    object
4   FECHA DE INGRESO                       860 non-null    datetime64[ns]
5   CoE                                    860 non-null    object
6   ROL                                     860 non-null    object
7   CLIENTE / AREA                         724 non-null    object
8   TRAINING                               860 non-null    object
9   FIN CLAUSULA                           432 non-null    datetime64[ns]
10  EMPRESA                                860 non-null    object
11  SEDE                                    860 non-null    object
12  LIDER INMEDIATO                        860 non-null    object
13  NIVEL DE INGLES                         860 non-null    object
14  CIUDAD DE RESIDENCIA                   860 non-null    object
15  DEPARTAMENTO / PROVINCIA                860 non-null    object
16  PAIS                                    860 non-null    object
17  MOTIVO RETIRO                           150 non-null    object
18  FECHA RETIRO                            150 non-null    datetime64[ns]
19  CTC PROYECTADO                          860 non-null    float64
20  Duración                                860 non-null    int64
dtypes: datetime64[ns](3), float64(1), int64(1), object(16)
memory usage: 141.2+ KB
```

Fuente: elaboración propia

En la figura 6 se puede observar las categorías que tienen algunos de los campos más relevantes tipo texto que están diligenciados en un 100%, por lo que no se evidencia una mala calidad en el dato. También se evidencia registros de salidas de colaboradores a partir de 2023, es decir, tienen solo el nombre y el motivo de salida, pero la información adicional como el perfil sociodemográfico o las asignaciones no están registradas para los años anteriores a 2023. Es de anotar que, a esta fecha el número de colaboradores activos es de 711.

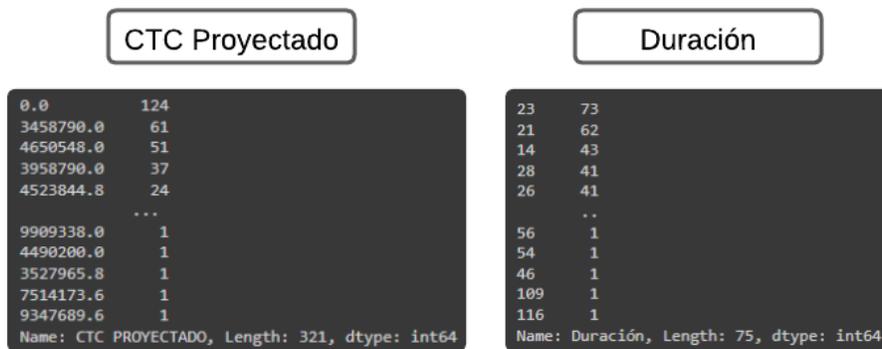
Figura 6. Información de algunos campos tipo texto de la tabla Colaboradores



Fuente: elaboración propia

Mientras que en la figura 7, se evidencian algunas categorías que pueden recibir las dos variables de tipo número. El campo de CTC Proyectado se refiere al costo total que la compañía asume por colaborador. Aunque este registro está completamente diligenciado, carece de sentido práctico, ya que 124 de los registros muestran valores de cero. Esto es improbable en la vida real, dado que todos los colaboradores tienen un costo que la compañía debe cubrir.

Figura 7. Información de los campos tipo numero de la tabla Colaboradores



Fuente: elaboración propia

La segunda base de datos registra las asignaciones de los colaboradores en los clientes a lo largo del tiempo, con 24,442 registros y 45 campos. Entre estos campos se incluyen características propias

del colaborador, como la cantidad de horas asignadas, la cantidad de horas reconocidas y las horas de novedades. También se encuentran características propias de los clientes, como el tipo, la operación y el account manager. En esta tabla también se contemplan campos calculados, tales como la utilidad bruta, la facturabilidad y el revenue leake horas.

Según la figura 8, en esta tabla se observan problemas de integridad de los datos, ya que algunos campos no están diligenciados al 100%.

Figura 8. Gráfico de información de la tabla Asignaciones

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 24442 entries, 0 to 24441
Data columns (total 45 columns):
#   Column                                     Non-Null Count  Dtype
---  -
0   MES                                         24442 non-null  datetime64[ns]
1   EMPRESA                                    24442 non-null  object
2   CENTRO DE COSTOS                           24442 non-null  object
3   CLIENTE                                     24442 non-null  object
4   CLIENTE_1                                  20180 non-null  object
5   PROYECTO                                   22647 non-null  object
6   NOMBRE COMPLETO                            24442 non-null  object
7   FECHA DE INGRESO                           22271 non-null  object
8   # PERSONAS                                 21984 non-null  float64
9   # PERSONAS FACT.                           21984 non-null  float64
10  COSTO                                       24248 non-null  object
11  HORAS ASIGNADAS                             21808 non-null  float64
12  HORAS RECONOCIDAS                           21881 non-null  float64
13  TOTAL RECONOCIDO                            22030 non-null  float64
14  UTILIDAD BRUTA                             18483 non-null  float64
15  GM                                           18202 non-null  float64
16  TIPO NO RECONOCIMIENTO                     2094 non-null  object
17  TIPO ASIGNACION                            24274 non-null  object
18  OBSERVACION                                 9346 non-null  object
19  COSTO HR RECONOCIDAS                        22411 non-null  object
20  VAC, INC, Y LIC. Hr                         21959 non-null  float64
21  VACACIONES + INCAPACIDADES # Personas      20710 non-null  float64
22  COSTO DE INCAPACIDADES                      3671 non-null  object
23  VACACIONES                                 9612 non-null  object
24  INCAPACIDADES                             8532 non-null  float64
25  HORAS HABILES DEL MES                       11567 non-null  float64
26  SOPKA PAIS                                  24354 non-null  object
27  COSTO HR RECONOCIDAS CALC                  24442 non-null  float64
28  ROL                                          24442 non-null  object
29  TRAINING                                    24410 non-null  float64
30  TARIFA HORA                                 24442 non-null  float64
31  REVENUE LEAKAGE HORAS                       24442 non-null  float64
32  REVENUE LEAKAGE VALOR                       24442 non-null  float64
33  ACCOUNT MANAGER                            18047 non-null  object
34  OPERACION                                   24442 non-null  object
35  TIPO                                         23465 non-null  object
36  TIPO OPERACION                             24442 non-null  object
37  FACTURABILIDAD                             24442 non-null  float64
38  # PERSONA BANCA                             24439 non-null  float64
39  COSTO BANCA                                 24442 non-null  float64
40  TIPO 2                                      24442 non-null  object
41  AÑO                                          24442 non-null  int64
42  PAIS NOMINA                                 344 non-null  object
43  COSTO POR HORA                              24442 non-null  float64
44  EJECUTADO / PROYECTADO                     20563 non-null  object

dtypes: datetime64[ns](1), float64(19), int64(1), object(24)
memory usage: 8.4+ MB
```

Fuente: elaboración propia

En la figura 8 también se puede evidenciar que existen campos redundantes con respecto a la tabla de colaboradores, además de redundancias en la misma tabla al existir dos campos que hacen referencia al cliente.

Con base en lo anterior, se llevó a cabo un proceso de limpieza de datos para permitir análisis descriptivos. Este proceso se centró en obtener la base de datos de Colaboradores con la mayor confiabilidad posible. Por lo tanto, de la tabla de Asignaciones, se realizó un procedimiento para validar que, en el momento de la ejecución del modelo, el campo de líder corresponda a la realidad para los colaboradores que están en estado activo. Para los colaboradores inactivos, se validó que el líder corresponda a su última asignación. Se optó por omitir el resto de los campos de la tabla Asignaciones debido a su baja confiabilidad.

Tabla 6. Diccionario de la tabla insumo para el modelo predictivo

Campo	Descripción	Tipo de dato	Categorías
IDENTIFICACION	Identificación única o código que identifica de manera única a un colaborador en el sistema.	Entero	Campo enmascarado para proteger la privacidad de los datos
CoE	Centro de Excelencia - Centro especializado dentro de la organización que se enfoca en áreas específicas de conocimiento o habilidades.	Texto	Calidad, Cloud, Desarrollo, Ia, Management, Rpa, Sofka Opr, Arq Empresarial, Hibot, Imetrix, Ventas.
ROL	Función o posición que desempeña el colaborador dentro de la organización.	Texto	Account Coach, Analista BPMN, Analista De automatización, Analista de Calidad, Analista de Datos, Analista de Procesos e Investigación Estratégica, Analista De Procesos RPA, Analista De Pruebas Funcionales, Analista Performance, Analista RPA, Aprendiz Desarrollo Etapa Lectiva, Aprendiz Desarrollo Etapa Productiva, Aprendiz Etapa Productiva, Arquitecto De Datos, Arquitecto De Soluciones, Arquitecto Empresarial, científico De Datos, Coach Empresarial, Coach Técnico, Consultor De Desarrollo, Consultor De Desarrollo - Jóvenes Creativos, Consultor de Infraestructura SAS, Delivery Manager, Desarrollador Rpa, Devops Expert, Devops Master, Director de Coes, Director de Operaciones Colombia, Director De Operaciones Uruguay, Diseñador Ux/Ui, Especialista Ca Plex, Especialista Devops, Facilitador De Equipos, Gerente Coe Calidad,

			Implementador, Ingeniero De Datos, Líder Académico Sofkau, Líder De Eficiencia Operativa, Líder Desarrollo Mobile, Líder Técnico, Líder Técnico Qa, Mambu Champion, Management Coach, Product Expert, Product Owner, Scrum Master, Service Manager, Staffing Busi Trainingness Analyst, Team Facilitator, Test Manager.
TRAINING	Indica si el colaborador ha recibido algún tipo de formación o entrenamiento especializado.	Texto	Si Training, No Training
SEDE	Ubicación física donde trabaja el colaborador.	Texto	Bogotá, Medellín, Paysandú, Remoto.
LIDER INMEDIATO	Nombre o identificación del superior directo del colaborador.	Texto	Campo enmascarado para proteger la privacidad de los datos
PAIS	País de ubicación del colaborador.	Texto	Argentina, Brasil, Canadá, Colombia, Costa Rica, Ecuador, El Salvador, Guatemala, México, Perú, República Dominicana, Uruguay, Venezuela.
DURACIÓN	Tiempo total que el colaborador ha estado en la organización. Expresado en meses	Entero	No aplica
ESTADO	condición actual del colaborador	Texto	Activo, Inactivo

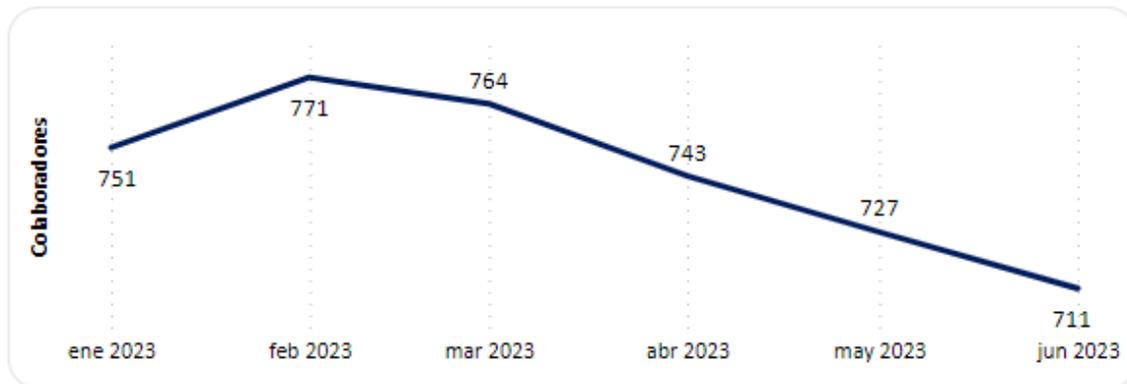
Fuente: elaboración propia.

Considerando las conclusiones de los objetivos número uno y número dos, es crucial que el modelo predictivo utilice el campo de CTC proyectado como insumo. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, este campo carece de confiabilidad, por lo que no se incluyó en la tabla que servirá de insumo para el modelo predictivo. En la tabla 6, se explican los campos definitivos que servirá de insumo para el modelo predictivo.

Mediante un análisis exploratorio de los datos, se obtuvieron los primeros conocimientos relacionados con los objetivos de la minería de datos previamente definidos.

La figura 9 muestra la cantidad promedio de colaboradores por mes, donde se evidencia una tendencia decreciente a partir de febrero de 2023. Este comportamiento se debe a que la cantidad de nuevos ingresos de colaboradores es menor que la cantidad de salidas.

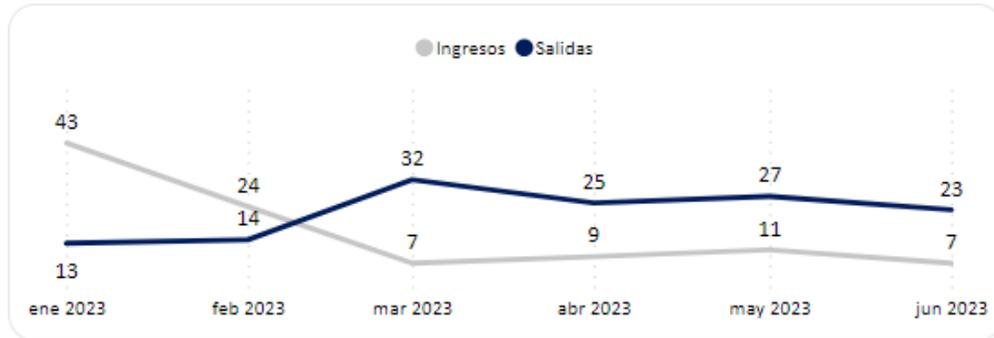
Figura 9. Cantidad promedio de colaboradores por mes



Fuente: elaboración propia.

La figura 10 presenta un contraste en el comportamiento de los ingresos y las salidas de colaboradores de la empresa, puesto que en enero y febrero hubo más entradas que salidas de colaboradores, en tanto que a partir de marzo fue, al contrario. Esta tendencia puede explicarse por una disminución en la demanda del mercado de recursos especializados. Como resultado, la empresa objeto de estudio acumula un gran número de colaboradores en espera de asignación, lo que aumenta los costos operativos. Por esta razón, la empresa ha decidido reducir la contratación de nuevas personas y comienza a realizar terminaciones de contrato.

Figura 10. Ingresos y salidas de colaboradores 2023



Fuente: elaboración propia.

La disminución en el índice de rotación de colaboradores en la empresa se debe a la estrategia de mantener una base de colaboradores constante, lograda a través de la disminución de ingresos. Sin embargo, es importante destacar que el mes de enero presentó un índice de rotación más elevado en comparación con los otros meses del año.

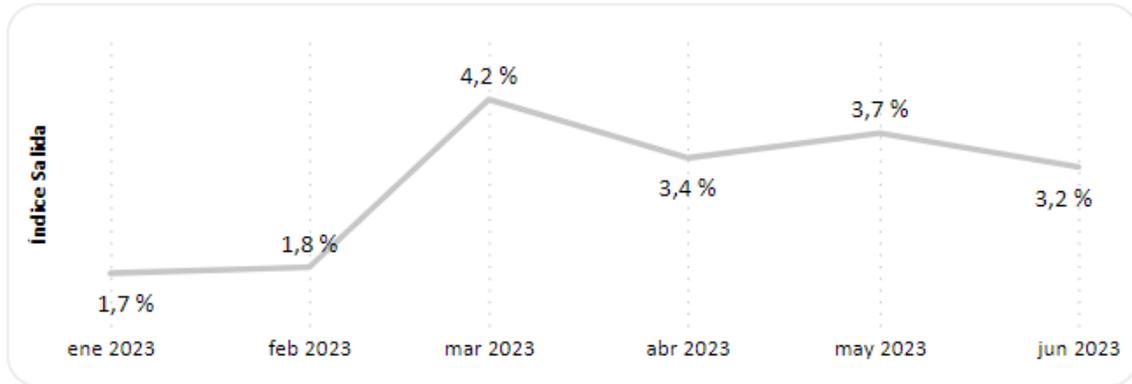
Figura 11. Trazabilidad del índice de rotación de colaboradores 2023



Fuente: elaboración propia.

Los ingresos de colaboradores están bajo el control de la empresa y ocurren principalmente para cubrir vacantes resultantes de salidas o para atender nuevas demandas de los clientes. En contraste, las salidas de colaboradores tienen un componente de incertidumbre, ya que pueden estar relacionadas con factores que escapan al control de la empresa, como renuncias o fallecimientos. La figura 12 ilustra el comportamiento del índice de salidas de la empresa, que alcanzó su punto más alto en el mes de marzo del 2023.

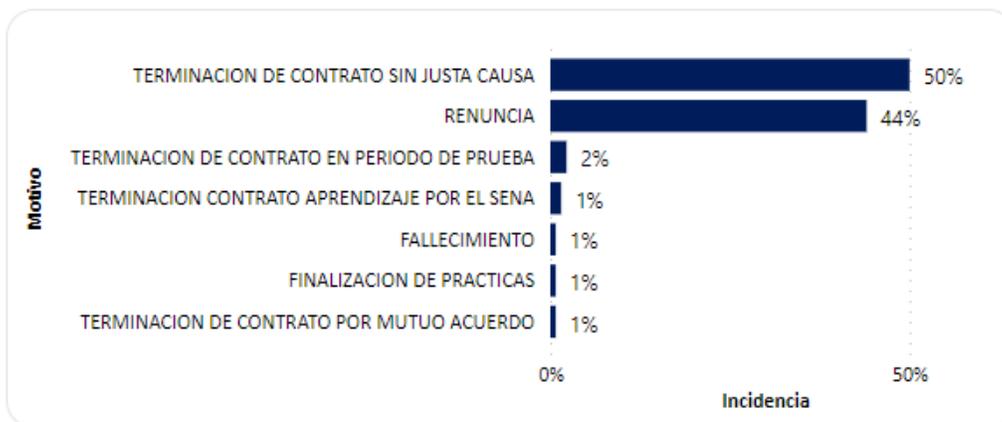
Figura 12. Trazabilidad del índice de salida de colaboradores 2023



Fuente: elaboración propia.

La figura 13 presenta la incidencia de los motivos en las salidas de colaboradores, destacando que la terminación de contrato sin justa causa y las renunciaciones son los motivos principales, representando conjuntamente el 94% de las salidas. Mientras que la terminación de contrato sin justa causa es un motivo controlado por la empresa, ya que, las renunciaciones pueden ocurrir en cualquier momento. En vista de esta información es importante profundizar en el análisis de las renunciaciones de los colaboradores para comprender mejor este aspecto.

Figura 13. Incidencia de los motivos de salidas de colaboradores



Fuente: elaboración propia.

La trazabilidad del índice de renuncia se calcula utilizando el modelo para verificar las salidas por un solo motivo (renuncia) explicado en el numeral 4.1.3. La figura14 destaca la naturaleza poco controlable de este motivo, ya que en los meses de enero y febrero del 2023 el índice fue bajo, 0.8%

y 0.5% respectivamente, en comparación con el patrón presentado en los otros meses del mismo año. Esta variabilidad en los números refuerza la idea de que las renunciaciones pueden ser impredecibles y estar sujetas a factores externos que la empresa no puede influir directamente.

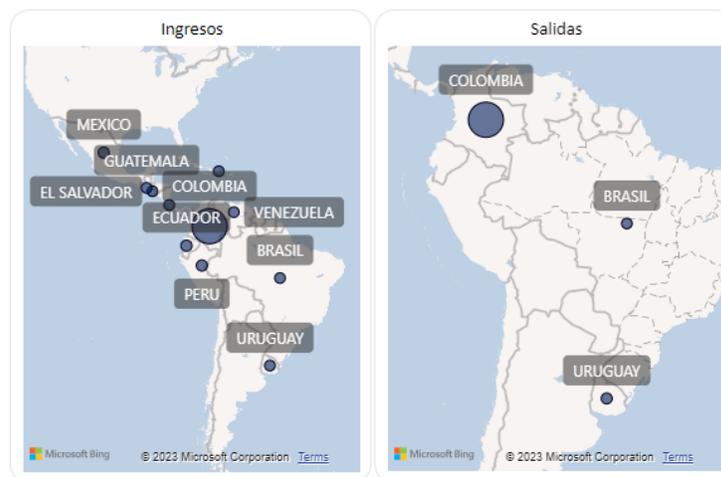
Figura 14. Trazabilidad del índice de renunciaciones de colaboradores 2023



Fuente: elaboración propia.

La empresa tiene colaboradores remotos en distintos países de Latinoamérica. La distribución de ingresos y salidas de colaboradores por país muestra patrones divergentes (figura 15). Aunque la mayor concentración de ingresos se observa en Colombia, se aprecia un creciente protagonismo de países en Centro y Sudamérica. En contraste, en cuanto a las salidas, estas se producen en mayor proporción en Colombia, seguido por Brasil y Uruguay.

Figura 15. Distribución de ingresos y salidas de colaboradores por país

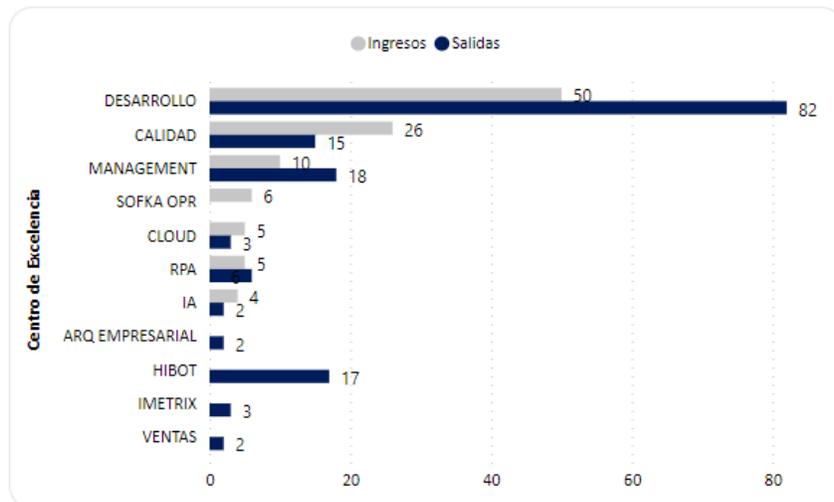


Fuente: elaboración propia.

La empresa bajo análisis divide sus operaciones en diversas áreas de trabajo. En la figura 17, se observa que la rotación de colaboradores es más notable en las áreas de Desarrollo, Calidad y Management. Es crucial destacar que todas las empresas experimentan ingresos de colaboradores, ya sea para respaldar su crecimiento o para cubrir vacantes existentes, y también presentan salidas, ya sea de manera voluntaria o involuntaria.

En el área de HIBOT, no se registran ingresos, pero sí se evidencian 17 salidas. Esto sugiere que en esta área se está produciendo un decremento, dado que los colaboradores están saliendo de la empresa, pero no se están incorporando nuevas personas para ocupar esas vacantes.

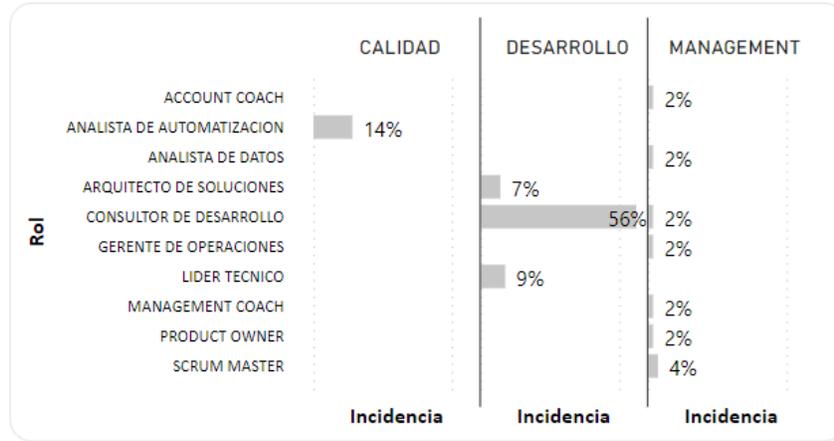
Figura 16. Distribución de ingresos y salidas de colaboradores por área.



Fuente: elaboración propia.

En la figura 17, se evidencia cómo el rol que desempeña un colaborador puede tener un impacto significativo en la probabilidad de dejar la empresa, ya sea por renuncia voluntaria o por terminación de contrato sin justa causa. En la empresa objeto de estudio, el rol que más incide en las salidas es el de Consultor de Desarrollo. Por otro lado, en el departamento de Management, las salidas afectan a una variedad de roles, mientras que, en el área de Calidad, las salidas son más notables entre los Analistas de Automatización.

Figura 17. Incidencia de salidas de colaboradores por rol y área



Fuente: elaboración propia.

La supervisión y el liderazgo de cada líder también influye en las salidas de colaboradores de la empresa objeto de estudio. La figura 18 muestra que las renunciaciones y las terminaciones de contrato sin justa causa varían según el líder del equipo.

Figura 18. Top 6 líderes con mayor incidencia en las salidas de colaboradores

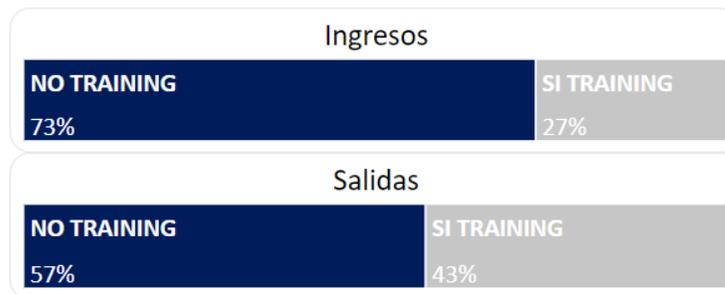


Fuente: elaboración propia.

Dentro de las estrategias operativas de la empresa objeto de estudio, se encuentran los programas de capacitación (Training). Estos programas consisten en formar a las personas durante un período de tres meses en las habilidades técnicas y esenciales requeridas por el mercado. Una vez

completado el entrenamiento, los colaboradores son asignados a los clientes y firman contratos con una cláusula de permanencia que abarca un período de 24 meses. La figura 19 muestra la incidencia de los colaboradores en el programa de Training en lo que respecta a los ingresos y las salidas. NO TRAINING significa personas que no tienen entrenamiento de 3 meses en la empresa, SI TRAINING significa que si lo tienen.

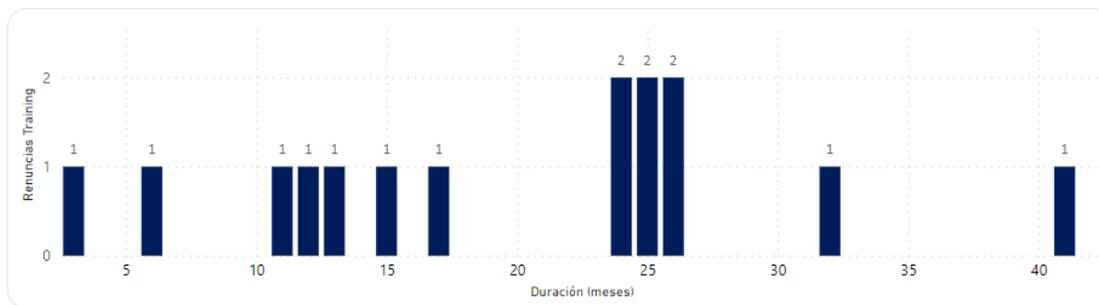
Figura 19. Incidencia de los Training en la rotación



Fuente: elaboración propia.

Durante los meses 24, 25 y 26 de trayectoria en la empresa, se observa un aumento en las renunciaciones de los colaboradores que participaron en el programa de Training. Esto sugiere que una vez que cumplen con la cláusula de permanencia de 24 meses, algunos colaboradores pueden ser tentados a cambiar de empresa. Es importante destacar que, aunque se espera que estos colaboradores permanezcan al menos 24 meses, la figura 20 muestra que las renunciaciones también ocurren antes de este período.

Figura 20. Duración de colaboradores Training que renuncian



Fuente: elaboración propia.

6.3.3. Preparación de datos

La etapa de preparación de datos representa una parte crucial en el proceso de modelado, ya que engloba todas las actividades esenciales destinadas a construir el conjunto de datos definitivo que servirá de base para el desarrollo de modelos analíticos o predictivos. Tras llevar a cabo un análisis descriptivo de las bases de datos disponibles, se ha identificado que los factores de entrada clave comprenden la identificación de los registros, el estado de estos, el tiempo que los individuos han trabajado en la empresa, el centro de excelencia o área al que pertenecen, su rol en la organización, el método de ingreso a la empresa, la ubicación física, el líder bajo el que operan y el país en el que están ubicados.

Después de completar la fase de análisis, se procedió a la consolidación de todos estos datos en una nueva base de datos, tras llevar a cabo un proceso de limpieza y la aplicación de las transformaciones necesarias. La limpieza de datos implica la identificación y corrección de valores atípicos, así como la gestión de datos faltantes o inconsistentes. Por otro lado, las transformaciones pueden incluir la normalización de variables, la codificación de datos categóricos y la generación de nuevas características que puedan resultar útiles para el modelo. La calidad de los datos en esta etapa es crucial para garantizar que los modelos resultantes sean precisos y fiables, y que puedan proporcionar información valiosa para la toma de decisiones. Tras consolidar los datos, se llevaron a cabo los siguientes pasos de preparación para utilizarlos en los modelos planteados.

- **Definir las variables de entrada y salida**, las variables de entrada (x) y salida (y) serán los factores identificados a través del análisis descriptivo

$X = \{ coe, rol, training, sede, lider_inmediato, país, duracion \}$

$Y = estado$. Es un valor binario para clasificar si el colaborador aún está en la empresa (activo) o ya no hace parte de esta (inactivo)

- **Preprocesamiento de la etiqueta de salida**, La etiqueta de salida 'ESTADO' se preprocesa para que los valores 'INACTIVO' se conviertan en 0 y los valores restantes se conviertan en 1.
- **Codificar variables categóricas**: Las variables categóricas se codifican para convertirlas en características numéricas. Se realiza esta categorización para convertir las variables categóricas en un formato que pueda ser entendido y procesado por los modelos.

Las variables categóricas 'CoE', 'ROL', 'TRAINING', 'SEDE', 'LIDER INMEDIATO' y 'PAIS', representan categorías discretas en lugar de valores numéricos continuos. Por ejemplo, 'PAIS' podría tener categorías como "Colombia", "Canadá" y "México". Los modelos predictivos trabajan más eficientemente con valores numéricos. Por lo tanto, es necesario convertir estas variables categóricas en representaciones numéricas adecuadas para que el modelo pueda procesarlas.

Para saber qué números representan cada variable categórica después de aplicar one-hot encoding (técnica para el procesamiento de datos, principalmente para convertir variables categóricas en números), no se utilizan números específicos en sí. En cambio, se crea una nueva columna binaria para cada categoría única en las variables categóricas. Por lo tanto, cada categoría única en las variables categóricas se convierte en una columna binaria, donde un valor de 1 indica la presencia de esa categoría y un valor de 0 indica su ausencia.

Por ejemplo, para la variable categórica "CoE" con seis categorías únicas: RPA, CLOUD, MANAGEMENT, DESARROLLO, IA y SOFKA OPR se generó seis columnas nuevas: CoE_RPA, CoE_CLOUD, CoE_MANAGEMENT, CoE_DESARROLLO, CoE_IA, y CoE_SOFKA OPR. Si un registro tiene la categoría "RPA" en la variable "CoE", la columna "CoE_RPA" tendrá un valor de 1 y las otras cinco columnas tendrán un valor de 0 para ese registro.

- **Dividir los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba** Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento (70%) y prueba (30%) debido a que la base de datos tiene menos de 1000 registros y es necesario asignar una buena proporción de datos a su entrenamiento para poder contemplar todos los escenarios posibles.
- **Escalar los datos (normalización)**, Los datos se escalan para normalizar las características y facilitar el entrenamiento de los modelos. En este paso, se utilizan técnicas de escalamiento para garantizar que las características de entrada tengan una escala y distribución adecuadas para el entrenamiento del modelo. Este paso permite mejorar el proceso de entrenamiento y tener una convergencia más rápida

6.3.4. Construcción del modelo

Dado que el conjunto de datos es tabular, donde las variables de entrada son características no secuenciales y el objetivo es predecir una etiqueta ("ESTADO" que se refiere a una etiqueta de clasificación binaria, como "ACTIVO" o "INACTIVO"), se analizaron tres modelos de aprendizaje automático a través del lenguaje de programación Python y Google Colab para determinar cual tiene

mejor rendimiento: Red Neuronal artificial (ANN), Support Vector Machines (SVM) y regresión logística. Las librerías utilizadas para la construcción del modelo fueron:

Extracción de datos:

- `from google.colab import drive`
- `import pandas`

Construcción del modelo

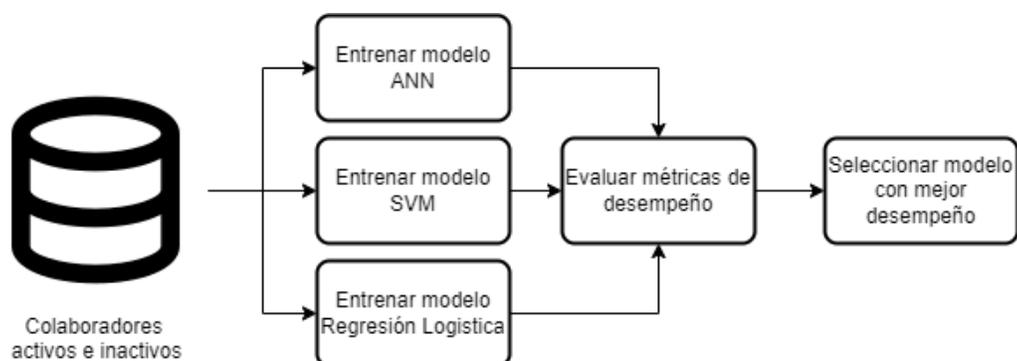
- `from sklearn.model_selection import train_test_split`
- `from sklearn.preprocessing import StandardScaler`
- `from sklearn.svm import SVC`
- `from sklearn.linear_model import LogisticRegression`
- `from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score, roc_auc_score, confusion_matrix`
- `from keras.models import Sequential`
- `from keras import layers`

Graficas:

- `import seaborn`
- `import matplotlib.pyplot`

La representación esquemática del flujo de trabajo de los datos para la etapa de selección del modelo se explica en la figura 21.

Figura 21. Representación esquemática de la selección del modelo



Fuente: elaboración propia.

Una Red Neuronal Artificial (ANN) es un modelo inspirado en la estructura y funcionamiento del cerebro humano. Consiste en múltiples capas de neuronas artificiales que procesan datos de entrada y aprenden a realizar tareas específicas, como clasificación o regresión. En el contexto de datos tabulares, una ANN es adecuada para tareas en las que las características no siguen una estructura secuencial clara y se pueden expresar en formato tabular.

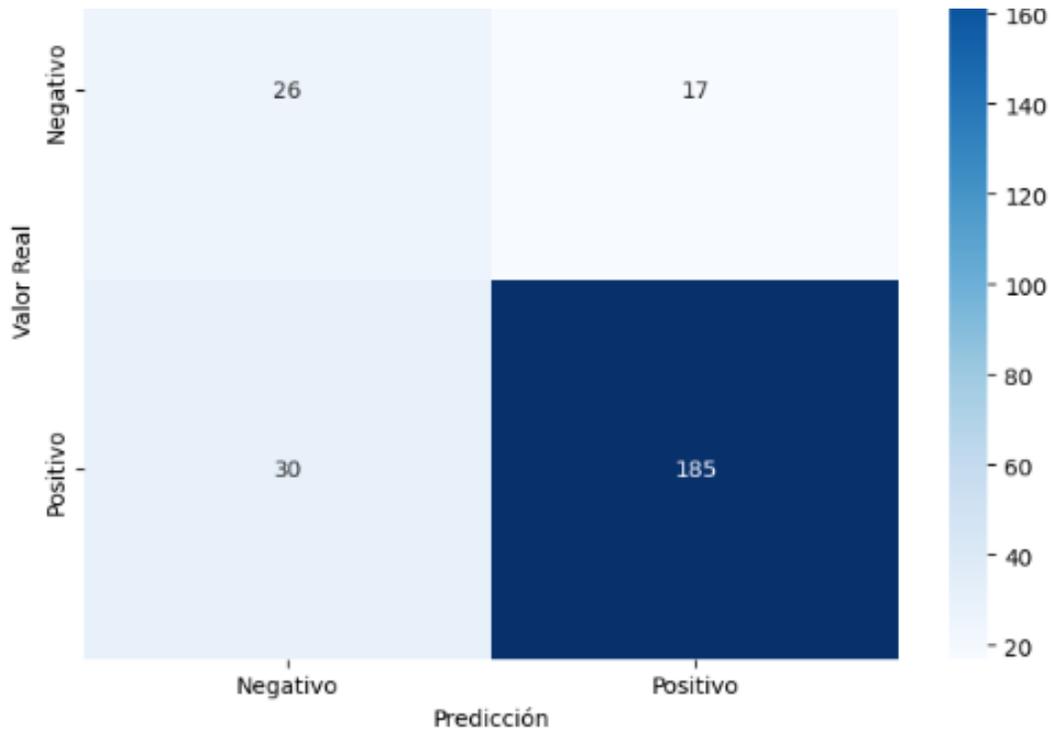
Este modelo se define como una red neuronal secuencial con tres capas: dos capas ocultas con función de activación ReLU y una capa de salida con activación sigmoide, comúnmente utilizada en problemas de clasificación binaria. Un modelo secuencial es un tipo de red neuronal en el que las capas se apilan una sobre otra de manera secuencial, lo que significa que la salida de una capa se convierte en la entrada de la siguiente. La primera es una capa completamente conectada (densa) con 64 neuronas. La segunda también es densa y consta de 32 neuronas. La tercera y última es una capa densa con una sola neurona. La función de activación 'sigmoide' se utiliza en la capa de salida para producir una probabilidad, que es útil en problemas de clasificación binaria. La salida fue un valor en el rango $[0, 1]$, donde valores cercanos a 0 indican una clasificación negativa y valores cercanos a 1 indican una clasificación positiva.

Durante el proceso de entrenamiento, el modelo utiliza un conjunto de datos a lo largo de 1000 épocas, empleando un tamaño de lote de 50. El término época indica cuántas veces el modelo recorre todo el conjunto de datos de entrenamiento. En este caso, se ha fijado en 1000, lo que implica que el modelo se ha entrenado a través de los datos mil veces. Durante este procedimiento, los datos se procesan en lotes en lugar de pasar individualmente por la red neuronal. El valor de tamaño de lote indica cuántos ejemplos se procesan simultáneamente antes de actualizar los pesos del modelo. Aquí, se ha establecido en 50, lo que significa que 50 ejemplos se procesaron a la vez antes de ajustar los pesos.

La matriz de confusión para un problema de clasificación binaria se estructura con cuatro componentes principales: Verdaderos Positivos (TP), que son las instancias correctamente predichas como positivas; Falsos Negativos (FN), que son las instancias que son positivas pero que el modelo predijo incorrectamente como negativas; Falsos Positivos (FP), que son las instancias negativas pero que el modelo predijo incorrectamente como positivas; y Verdaderos Negativos (TN),

que son las instancias correctamente predichas como negativas. A continuación, se presenta la matriz de confusión resultante del entrenamiento.

Figura 22. Matriz de confusión modelo ANN



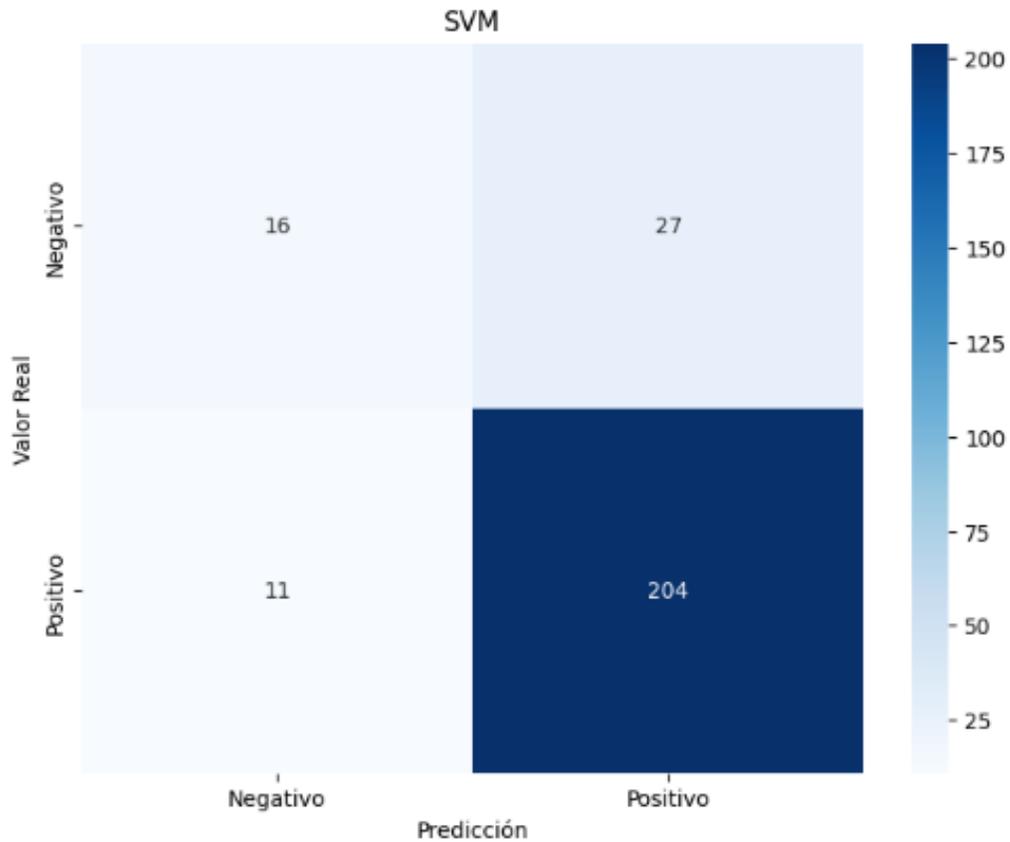
Fuente: elaboración propia.

El modelo ANN predijo correctamente 26 colaboradores que realmente abandonaron la empresa (inactivos) y 185 colaboradores que realmente permanecieron en la empresa (activos). Sin embargo, 17 colaboradores que abandonaron la empresa fueron incorrectamente predichos como activos, y 30 colaboradores que permanecieron en la empresa fueron incorrectamente predichos como inactivos.

Las máquinas de vectores de soporte (SVM) son un algoritmo de aprendizaje automático supervisado que se utiliza tanto para la clasificación como para la regresión. La principal idea detrás de SVM es encontrar un hiperplano que mejor separe dos clases en un espacio de alta dimensión. Este algoritmo es particularmente eficaz en problemas de clasificación binaria, donde el objetivo es dividir los datos en dos clases distintas. Además, SVM es versátil y se puede aplicar a datos tabulares

y no secuenciales. A continuación, se muestra la matriz de confusión del resultado del entrenamiento.

Figura 23. Matriz de confusión modelo SVM



Fuente: elaboración propia.

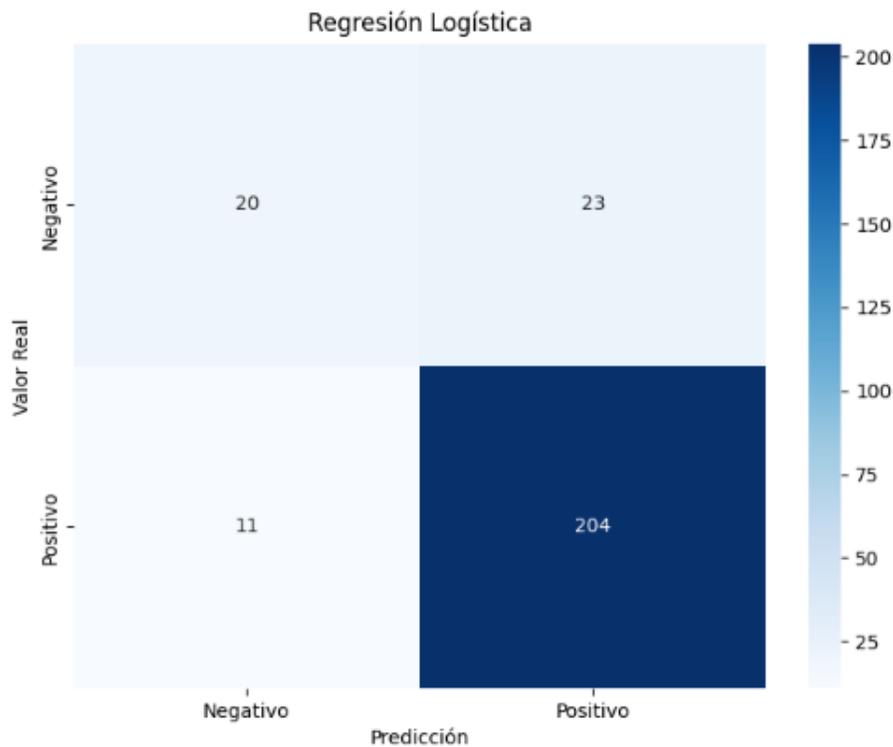
El modelo SVM predijo correctamente 16 colaboradores que realmente abandonaron la empresa (inactivos) y 204 colaboradores que realmente permanecieron en la empresa (activos). Sin embargo, 27 colaboradores que abandonaron la empresa fueron incorrectamente predichos como activos, y 11 colaboradores que permanecieron en la empresa fueron incorrectamente predichos como inactivos.

La regresión logística es un modelo de aprendizaje automático que se utiliza principalmente para la clasificación binaria. Aunque su nombre contiene la palabra 'regresión', no se trata de un modelo de regresión estadística en el sentido tradicional. En cambio, utiliza una función logística para modelar la probabilidad de pertenencia a una clase específica en función de las características de

entrada. Es un enfoque simple y efectivo para resolver problemas de clasificación binaria en datos tabulares.

El proceso de entrenamiento implicó que el modelo de regresión logística aprendiera a asignar probabilidades a las diferentes clases (por ejemplo, clases 0 y 1) según las características de entrada. Para lograrlo, el modelo ajustó los parámetros internos, como los pesos y los sesgos, con el objetivo de minimizar una función de costo que mide la discrepancia entre las probabilidades predichas y las etiquetas de entrenamiento reales. Para encontrar los mejores parámetros del modelo, se utilizó el algoritmo de descenso de gradiente. Este algoritmo implicó ajustar los coeficientes y el intercepto de la regresión logística. A continuación, se muestra la matriz de confusión del entrenamiento.

Figura 24. Matriz de confusión modelo regresión logística



Fuente: elaboración propia.

La regresión logística predijo correctamente 20 colaboradores que realmente abandonaron la empresa (inactivos) y 204 colaboradores que realmente permanecieron en la empresa (activos). Sin embargo, 23 colaboradores que abandonaron la empresa fueron incorrectamente predichos como

activos, y 11 colaboradores que permanecieron en la empresa fueron incorrectamente predichos como inactivos.

Para evaluar el rendimiento de los modelos de clasificación, se utilizaron varias métricas. La exactitud mide la proporción de predicciones correctas en el conjunto de datos, proporcionando una visión general de la precisión del modelo. La precisión se enfoca en cuántas de las instancias clasificadas como positivas son realmente correctas, lo que es útil cuando se desea minimizar los falsos positivos (muestra colaboradores que iban a permanecer en la empresa, pero en la etiqueta real no lo hicieron). El recall evalúa cuántos casos positivos reales se identifican correctamente, siendo esencial para minimizar los falsos negativos. El puntaje F1 combina precisión y recall en una única métrica, ofreciendo un equilibrio entre ambas. Por último, el Área bajo la Curva ROC (ROC AUC) mide la capacidad del modelo para discriminar entre las clases, independientemente del umbral de clasificación. Cada métrica proporciona una perspectiva diferente sobre el rendimiento del modelo. A continuación, se presenta el resultado de los tres modelos:

Tabla 7. Métricas de rendimiento de los modelos propuestos

Métrica	ANN	SVM	Regresión logística
Accuracy (Exactitud):	0,8178	0,8527	0,8682
Precisión (Precisión)	0,9158	0,8831	0,8987
Recall (Recuperación o Sensibilidad)	0,8605	0,9488	0,9488
F1-Score (Puntuación F1)	0,8873	0,9148	0,9231
ROC AUC (Área bajo la Curva ROC)	0,7436	0,6605	0,8148

Fuente: elaboración propia.

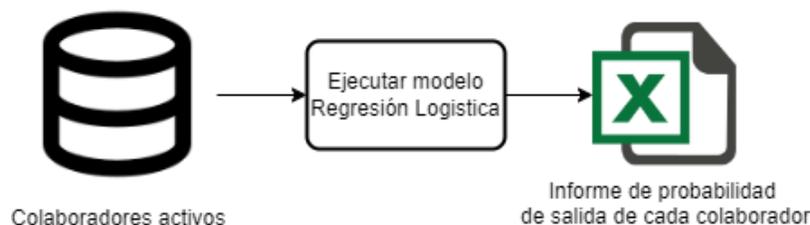
En términos de métricas de evaluación, la regresión logística se destaca como el modelo preferido en varios aspectos. En primer lugar, en cuanto a la exactitud, alcanza un valor de 0,8682, superando a SVM con 0,8527 y a la ANN con 0,8178, lo que la convierte en el modelo más preciso en la clasificación correcta de las instancias. En lo que respecta a la precisión, la regresión logística obtiene el puntaje más alto con 0,8987, seguida de cerca por la ANN con 0,9158, mientras que SVM se coloca ligeramente por detrás con 0,8831. Esto resalta la eficacia de la regresión logística y la ANN para evitar falsos positivos, un aspecto crítico en aplicaciones donde la precisión es esencial.

En cuanto a la recuperación, tanto la regresión logística como SVM comparten un alto valor de 0,9488, superando a la ANN, que obtiene 0,8605. Esto subraya la capacidad de la regresión logística

y SVM para identificar correctamente los casos positivos reales, fundamental en problemas de clasificación. El F1-Score, que combina precisión y recuperación, posiciona a la regresión logística en primer lugar con el valor más alto de 0,9231, seguida de la ANN con 0,8873 y SVM con 0,9148. Esto sugiere que la regresión logística logra un equilibrio efectivo entre precisión y recuperación, resultando en un rendimiento general superior en comparación con los otros modelos. Finalmente, en el Área bajo la Curva ROC (ROC AUC), la regresión logística lidera con un valor de 0,8148, superando a la ANN con 0,7436 y a SVM con 0,6605, lo que indica su mayor efectividad en la distinción entre clases, un factor relevante en problemas de clasificación binaria.

En resumen, la regresión logística demuestra un rendimiento sólido en la mayoría de las categorías y se destaca como el modelo preferido en función de estas métricas. A continuación, se la representación esquemática del flujo de trabajo de los datos para la etapa de ejecución del modelo.

Figura 25. Representación esquemática de la ejecución del modelo



Fuente: elaboración propia.

6.3.5. Pruebas y evaluación

Con el modelo de regresión logística en uso para predecir la probabilidad de que un colaborador se retire de la empresa, se realizaron predicciones sobre los colaboradores actualmente activos. A continuación, se presentan los resultados correspondientes a los 20 colaboradores con la mayor probabilidad de retiro.

Nota: en el anexo A de este trabajo se muestra la probabilidad de retiro del 100% de la muestra analizada (711 colaboradores)

Tabla 8. Top 20 de la predicción de colaboradores con mayor probabilidad de retiro de la empresa

Colaborador N°	CoE	Rol	Training	Sede	Líder Inmediato	País	Duración	Estado Actual	Probabilidad de Retiro
1	RPA	DESARROLLADOR RPA	NO	BOGOTA	LÍDER 17	COLOMBIA	4	ACTIVO	51%
2	CLOUD	DEVOPS MASTER	NO	BOGOTA	LÍDER 13	COLOMBIA	3	ACTIVO	50%
3	MANAGEMENT	FACILITADOR DE EQUIPOS	NO	MEDELLIN	LÍDER 13	COLOMBIA	3	ACTIVO	49%
4	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO	MEDELLIN	LÍDER 10	COLOMBIA	4	ACTIVO	47%
5	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO	MEDELLIN	LÍDER 10	COLOMBIA	4	ACTIVO	47%
6	IA	ARQUITECTO DE DATOS	NO	MEDELLIN	LÍDER 14	COLOMBIA	3	ACTIVO	47%
7	RPA	DESARROLLADOR RPA	NO	MEDELLIN	LÍDER 17	COLOMBIA	3	ACTIVO	47%
8	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO	BOGOTA	LÍDER 17	COLOMBIA	4	ACTIVO	47%
9	RPA	DESARROLLADOR RPA	NO	BOGOTA	LÍDER 17	COLOMBIA	7	ACTIVO	47%
10	RPA	ANALISTA RPA	NO	BOGOTA	LÍDER 11	COLOMBIA	11	ACTIVO	46%
11	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO	MEDELLIN	LÍDER 13	COLOMBIA	4	ACTIVO	46%
12	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO	BOGOTA	LÍDER 13	COLOMBIA	7	ACTIVO	46%
13	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO	MEDELLIN	LÍDER 1	COLOMBIA	9	ACTIVO	45%
14	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO	MEDELLIN	LÍDER 1	COLOMBIA	10	ACTIVO	43%
15	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO	BOGOTA	LÍDER 11	COLOMBIA	10	ACTIVO	43%
16	RPA	ANALISTA RPA	NO	BOGOTA	LÍDER 17	COLOMBIA	10	ACTIVO	43%
17	RPA	ANALISTA DE PROCESOS RPA	NO	MEDELLIN	LÍDER 11	COLOMBIA	10	ACTIVO	43%
18	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI	MEDELLIN	LÍDER 12	COLOMBIA	3	ACTIVO	41%
19	IA	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO	MEDELLIN	LÍDER 1	COLOMBIA	10	ACTIVO	41%
20	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	NO	BOGOTA	LÍDER 3	COLOMBIA	3	ACTIVO	40%

Fuente: elaboración propia.

En los resultados mostrados en la tabla 8, se observa la probabilidad de retiro de los colaboradores que supera el 40%. Es de aclarar que los datos muestran la probabilidad de retiro de cada colaborador en la fecha de ejecución del modelo. Esto es, la probabilidad de que un colaborador se retire en la fecha actual en función de las características interpretadas por el modelo predictivo.

Destaca el hecho de que el CoE RPA tiene varios colaboradores en riesgo, lo cual genera un nuevo patrón de conocimiento. Esto difiere de la comprensión de los datos iniciales, que no indicaban que este CoE experimentara un alto número de retiros. Por lo tanto, se requiere un enfoque especial en la fidelización de colaboradores en este grupo del RPA.

Además, es esencial destacar que los colaboradores que no han ingresado por training parecen estar en mayor riesgo. Por tanto, se sugiere una atención particular a este grupo, considerando la implementación de programas de capacitación o estrategias para mejorar su fidelización.

Los primeros meses de empleo son cruciales, ya que pueden determinar si un colaborador permanecerá un período de tiempo considerable. Por lo tanto, se recomiendan generar procesos de monitoreo y apoyo intensivos durante esta etapa crítica.

Otra observación importante es que, con respecto a la distribución de colaboradores por países, los ubicados en Colombia presentan la mayor probabilidad de retiros. Esto sugiere la necesidad de analizar factores específicos relacionados con la ubicación que puedan influir en la fidelización de empleados en el país.

Por último, el líder inmediato del colaborador desempeña un papel significativo en la probabilidad de retiro. Por lo tanto, es importante evaluar la efectividad del liderazgo y abordar posibles problemas de liderazgo que puedan contribuir a la fidelización de colaboradores.

6.3.6. Despliegue

Esta fase puede ser tan simple como crear un informe o tan compleja como implementar un proceso de extracción de datos constante o creación de tableros de control o aplicativos. En este proyecto la fuente de datos fue un archivo de Microsoft Excel el cual fue adaptado a la estructura de las variables necesarias, después fue procesado por el modelo ubicado en un cuaderno de Google Colab y el resultado es un archivo de Excel con la probabilidad de salida de cada colaborador de la empresa.

El despliegue se puede llevar a cabo cuantas veces sea necesario ejecutando el algoritmo que se encuentra alojado en el cuaderno de Google Colab. En esta tabla 8 se presentan los 20 colaboradores activos con mayor probabilidad de retiro, de un total de 711 colaboradores a los cuales también se les calculó esta probabilidad. La probabilidad de retiro en el grupo de los 711 colaboradores varía en un rango que va desde el 0% hasta el 51%. A continuación, se muestra la tabla completa con todos los datos.

Tabla 9. Predicción de probabilidad de retiro agrupado por rango

Probabilidad de retiro	Cantidad de colaboradores
Entre 0% y 10%	245
Entre 11% y 20%	256
Entre 21% y 30%	130
Entre 31% y 40%	60
Entre 41% y 50%	18
Entre 51% y 100%	2

Fuente: elaboración propia.

6.3.7. Conclusiones del objetivo N°3

Entre los modelos, Red Neuronal Artificial (ANN), Support Vector Machines (SVM) y regresión logística, el último exhibió un rendimiento superior durante el proceso de entrenamiento. Esto demuestra que no siempre el algoritmo más complejo (ANN) es la elección más adecuada para realizar predicciones. Basándose en el modelo de regresión logística, se obtuvieron los resultados de la probabilidad de retiro de cada colaborador en la fecha de ejecución del modelo. En otras palabras, se calculó la probabilidad de que un colaborador se retire en la fecha actual en función de sus características, que incluyen el Centro de Excelencia (CoE), el rol que desempeña, si se trata de un ingreso por entrenamiento, la sede donde trabaja, el líder que le ha sido asignado, el país de residencia y la antigüedad en la empresa.

Dado que algunas de estas características cambian con el tiempo, es necesario ejecutar el modelo periódicamente para obtener resultados actualizados, tras realizar los respectivos reentrenamientos.

Los resultados obtenidos demuestran que la elección del mejor modelo predictivo de los mencionados en el párrafo anterior depende del contexto y los datos ingresados. Además, para

comparar diferentes modelos, es esencial que los datos se preparen de la misma manera, lo que en este caso incluyó normalización y codificación de las variables categóricas.

En cuanto a los resultados, un análisis de la tabla 9 revela que el 11,3% de los colaboradores activos presenta una probabilidad de retiro superior al 31%. Por otro lado, aproximadamente el 70% de los colaboradores muestra una probabilidad de retiro por debajo del 20%. En otras palabras, de los 710 colaboradores de la empresa objeto de estudio, 500 tienen una probabilidad de retiro inferior al 20%, y 80 colaboradores presentan una probabilidad de retiro que supera el 31%. El resto de los colaboradores se encuentra en un rango de probabilidad de retiro que oscila entre el 21% y el 30%.

7. Conclusiones y recomendaciones

7.1. Conclusiones

Según los referentes estudiados, las causas que inciden en la rotación de colaboradores en las empresas pueden clasificarse en tres categorías: exógenas, endógenas y personales. La primera categoría hace referencia a factores externos a la organización que no están bajo el control de los líderes, siendo la oferta y la demanda laboral en el mercado uno de los aspectos más destacados en este grupo. Por otro lado, las causas endógenas son condiciones internas que pueden ser gestionadas a través de las políticas de la organización, entre las cuales se destacan las asignaciones salariales y la cultura organizacional. Finalmente, las causas personales abarcan atributos relacionados con la subjetividad de cada colaborador, por lo tanto, son difíciles de controlar por parte de las empresas. En este tercer grupo, se ha observado que la aspiración por el desarrollo, el reconocimiento y el crecimiento profesional es uno de los aspectos más significativos.

Con respecto a la información obtenida de las fuentes primarias en la empresa objeto de estudio, se ha identificado que los factores internos que inciden en la rotación del talento humano incluyen la compensación salarial, las condiciones personales relacionadas con el desarrollo, el crecimiento profesional y el reconocimiento por el logro, el lugar de residencia, el estilo de supervisión y liderazgo, así como las condiciones del mercado laboral. Es relevante destacar que esta empresa se enfoca en operaciones relacionadas con el trabajo del conocimiento, que se caracteriza por el esfuerzo intelectual y cognitivo, dado que su objeto social gira en torno al desarrollo de soluciones a través de la tecnología y el software.

Se ha evidenciado que las fuentes primarias en la empresa objeto de estudio y la revisión documental en bases de datos coinciden en la identificación de los principales factores de deserción. Este hallazgo confirma la validez científica de los datos que sirvieron como insumo para el modelo predictivo obtenido.

Las métricas de rendimiento demostraron que el modelo de regresión logística superó en eficiencia a los de, Red Neuronal Artificial (ANN) y Support Vector Machines (SVM) y por esto fue el que se eligió para predecir la probabilidad de retiro de un colaborador de la empresa bajo las características en el momento presente de la ejecución del algoritmo.

La predicción consistió en un procesamiento de características endógenas de los colaboradores agrupadas en dos bases de datos, Colaboradores y Asignaciones. Con estos datos se logró un agrupamiento de siete características que fueron la entrada del algoritmo predictivo: el Centro de Excelencia CoE (áreas organizativas de la operación en la empresa), el rol de desempeño, tipo de ingreso, sede de trabajo, líder asignado, país de residencia y antigüedad en la empresa.

Los resultados de la predicción arrojaron datos porcentuales sobre la probabilidad de retiro de la empresa de cada uno de los colaboradores, destacándose que de los colaboradores activos 500 (70% del total de colaboradores) tienen una probabilidad de retiro inferior al 20%, y 80 (11,3%) colaboradores tienen una probabilidad de retiro mayor al 31%.

Estos resultados sirven para evaluaciones que haga la empresa sobre las metas e indicadores establecidas sobre los retiros de los colaboradores y para establecer metas futuras con mayor rigor y certeza. De esta forma es posible el trasado de estrategias sobre gestión de la rotación del talento humano que garanticen la continuidad del negocio, su crecimiento y aumento de la productividad.

El modelo predictivo obtenido tiene la capacidad de ser aplicado en diversas organizaciones, con la flexibilidad de ajustar las variables de entrada de acuerdo con las necesidades específicas de cada negocio. Esto se debe a que el modelo se basa en la adaptación de una metodología estándar que abarca una secuencia de fases con actividades específicas. Esta versatilidad le permite ser una herramienta valiosa para predecir la rotación de personal en una variedad de empresas y sectores, lo que, a su vez, posibilita la anticipación de tendencias y la adopción de medidas proactivas para retener talento, mejorar las condiciones laborales y optimizar la gestión de recursos humanos.

Al aplicar un modelo de predicción en una empresa, es crucial evaluar múltiples opciones en lugar de depender exclusivamente de la regresión logística. Si bien la regresión logística es efectiva para predecir resultados binarios en el contexto actual de la empresa, otros modelos pueden ofrecer

ventajas significativas en diversas situaciones. Por ejemplo, la complejidad del problema puede requerir modelos más sofisticados como las SVM o ANN para capturar relaciones no lineales que la regresión logística podría pasar por alto. Por lo cual, cada empresa debería seleccionar el modelo que mejor se ajuste al conjunto de datos previamente normalizado.

En relación con la pregunta de investigación: ¿Qué factores debe tener un modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software? En el primer objetivo, se identifican los factores internos y externos que influyen en la rotación del personal en las organizaciones en general. El segundo objetivo se enfoca en identificar los factores específicos que inciden en la compañía de software objeto de estudio, basándose en los resultados del primer objetivo. Finalmente, el tercer objetivo se centra en implementar un modelo predictivo utilizando tecnología de machine learning, utilizando los datos recopilados y almacenados en los archivos de la compañía. Esta estructura proporciona una respuesta integral a la pregunta de investigación, permitiendo una comprensión completa de los factores involucrados en la gestión de la rotación del talento humano en este contexto específico.

Los modelos predictivos se convierten en una de las mejores alternativas para la comprensión del fenómeno de la rotación del talento humano, ya que, se basa en los datos sobre acontecimientos que han ocurrido en la compañía, aplicando diferentes técnicas algorítmicas de predicción para determinar la probabilidad de que un colaborador salga de forma voluntaria o involuntaria de la compañía.

7.2. Recomendaciones

Se recomienda que la investigación en las universidades se enfoque en el campo de la inteligencia de negocios, fortaleciendo la analítica descriptiva y predictiva, y, además, incorporando componentes de analítica prescriptiva con el propósito de desarrollar modelos predictivos basados en datos que aporten un valor significativo a las empresas. Estas estrategias permiten reducir la incertidumbre en la toma de decisiones estratégicas respaldadas por datos concretos.

Asimismo, es esencial que los procesos de investigación en las universidades reconozcan la validez, la rigurosidad y la importancia de las fuentes de datos. Esto no solo se refiere a fuentes documentales y revistas indexadas, sino también a documentos generados por las propias organizaciones en virtud de su experiencia y conocimiento. La combinación de estas fuentes

enriquece la base de conocimientos y contribuye a un enfoque más integral y sólido en la investigación en el ámbito de la inteligencia de negocios.

Para la empresa objeto de estudio se recomienda continuar con el proceso de ser una empresa centrada en datos, lo cual consiste en organizar todos los procesos para que las decisiones se tomen a través de los datos. Esto presenta un reto debido a que se debe realizar ingeniería de procesos para asegurar que la calidad del dato si sea la adecuada para poder realizar análisis descriptivos, predictivos y prescriptivos. De manera concreta se recomienda los siguientes aspectos:

- Incorporar el modelo predictivo desarrollado en esta investigación en los procesos del departamento de talento humano y operaciones para los propósitos de sostenibilidad y crecimiento en el mercado del software
- Generar estrategias para la fidelización de los colaboradores con base en mediciones internas y externas de los factores que pueden ser incidentes en la rotación de colaboradores.
- Considerar las variables internas y externas identificadas en la búsqueda teórica de este proyecto que son fuente de rotación en las compañías, para crear mecanismos de mitigación de riesgos asociados a este fenómeno.
- Iniciar la recolección de datos referente a las variables internas y externas identificadas para robustecer el modelo predictivo planteado en este documento.
- Fomentar una cultura organizacional que valore y utilice los datos en la toma de decisiones para lograr de forma eficiente de los objetivos estratégicos establecidos.
- Diseñar políticas de reclutamiento y selección basadas en los factores de rotación de talento humano con el objetivo de aumentar el tiempo de duración de los colaboradores en la empresa.

Como trabajo futuro para investigaciones similares, se propone el desarrollo de técnicas de Machine Learning que se centren en el aprendizaje semi-supervisado o automático. Estas técnicas tienen el potencial de mejorar la eficiencia y la precisión de los modelos predictivos al aprovechar tanto datos etiquetados como no etiquetados, lográndose así resultados más exactos del modelo propuesto. Se sugiere también que en los análisis se hagan comparaciones



con los datos de otras empresas del sector del software para comparar resultados entre poblaciones distintas.

Referencias

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Máquinas predictivas. La sencilla economía de la inteligencia artificial*. Reverté, S. A.
- Aguado García, D. (2018). Analítica de recursos humanos: Explorando oportunidades a partir del Big Data y la Práctica del Human Resources Analytic. *Vasca de Gestión de Personas y Organizaciones Públicas*, 14, 36–51.
- Aguilar, V. (2015). *Propuestas para reducir el índice de rotación en la empresa Saljamex Servicios S.A de C.V* [[Http://avalon.cuautitlan2.unam.mx/biblioteca/tesis/1267.pdf](http://avalon.cuautitlan2.unam.mx/biblioteca/tesis/1267.pdf)].
- Alcaldía de Medellín. (2020). *Plan de Desarrollo Medellín Futuro 2020-2023*.
<https://www.medellin.gov.co/irj/portal/medellin?NavigationTarget=contenido/6899-Plan-de-Desarrollo-2020---2023--Gaceta-oficial---Medellin-Futuro>
- Allen, D. G., Bryant, P. C., & Vardaman, J. M. (2010). Retaining Talent: Replacing Misconceptions with Evidence-Based Strategies. *The Academy of Management Perspectives*, 24(2), 48–64.
- Allen, D. G., Bryant, P. C., & Vardaman, J. M. (2019). Retaining talent: Replacing misconceptions with evidence-based strategies. *Academy of Management Perspectives*, 33(2), 135–158.
- Alvarado Nando, M., & Barba Abad, M. (2016). *Gestión del talento humano e innovación de la enseñanza y el aprendizaje*. Palibrio.
- Andrade Martínez, M. L. (2010). *Análisis de la rotación del personal y elaboración de una propuesta para su optimización en la Pasamanería S.A. de la ciudad de Cuenca en el 2009*. Universidad Politécnica Salesiana.
- Argote, L. (2013). *Organizational Learning: Creating, Retaining and Transferring Knowledge*. Springer. *Springer*.
- Astigarraga, E. (2016). Prospectiva estratégica: orígenes, conceptos clave e introducción a su práctica. *Revista Centroamericana de Administración Pública*, 71, 13–29.
https://doi.org/10.35485/rcap71_1
- Barbosa Fontecha, J. L. (2021). Modelos Predictivos para la Rotación del Talento Humano. In *Academia TIA* (Vol. 8, Issue 1).
- Bateman, T. S., & Snell, S. A. (2019). *Management: Leading & Collaborating in a Competitive World*. McGraw-Hill Education.
- Becker, B., & Gerhart, B. (1996). The Impact of Human Resource Management on Organizational Performance: Progress and Prospects. *Academy of Management Journal*, 39(4), 779–801.

- Cámara de Comercio Colombo Americana. (2021). *Colombia necesita 90.000 profesionales en áreas TIC*. <https://amchamcolombia.co/es/noticias-colombia/colombia-necesita-90-000-profesionales-en-areas-tic/#:~:text=En%20el%20caso%20de%20Colombia,a%C3%B1o%20para%20suplir%20esas%20vacantes>
- Cao, C., & Zhang, Z. (2022). Machine Learning-Assisted Competency Modeling for Human Resource Management Jobs. *Mobile Information Systems, 2022*. <https://doi.org/10.1155/2022/8380307>
- Carey, D. (2004). *The humanside of mand A: how CEOs leverage the most important assent in deal making*.
- Chapman, G., & White, P. (2011). *Los 5 Lenguajes del Aprecio En El Trabajo: Cómo Motivar Al Personal Para Mejorar Su Empresa*. KREGEL PUBN.
- Chiavenato, I. (2001). *Administración de recursos humanos. El capital humano de las organizaciones* (9th ed.). McGRAW-HILL/INTERAMERICANA EDITORES.
- Chiavenato, I. (2009). *Administración de recursos humanos. El capital humano de las organizaciones*.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas (DANE). (2022). *Matriz Producción TIC (2014-2021pr)*. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/cuentas-nacionales/cuentas-satelite/cuenta-satelite-de-las-tecnologias-de-la-informacion-y-las-comunicaciones-tic#:~:text=En%202021pr%20el%20valor,5%25%20con%20respecto%20a%202019>
- Dessler, G., & Varela Juárez, R. (2011). *Administración de recursos humanos. Enfoque latinoamericano*. In *Pearson Education* (5th ed.). PEARSON EDUCATION.
- Díaz, J. A., & Fernández, M. P. (2019). Impacto de la gestión basada en logros en la permanencia del talento humano. . . *Journal of Management Studies, 14*(4), 102–115.
- Eccles, R. G., & Serafeim, G. (2018). The Impact of Corporate Sustainability on Organizational Processes and Performance. *Harvard Business School Working Paper, 12*(01), 134–157.
- Faggioni, A. A., & Lino, J. J. (2018). *Gestión de talento humano en relación al ausentismo y rotación de personas en las empresas constructoras de la ciudad de Guayaquil*.
- Galenao, M. E. (2004). *Diseño de proyectos en la investigación cualitativa* (1st ed.). Fondo Editorial Universidad EAFIT.

- Gan, F., & Berbel, G. (2007). *Manual de Recursos Humanos: 10 programas para la gestión y el desarrollo del factor humano en las organizaciones actuales* (1st ed.). Editorial UOC.
- García Lopez, K. L. (2016). *Causas internas y externas que influyen en la rotación de personal en una empresa de alimentos de la costa sur*. Universidad Rafael Landívar.
- García, M., & Albornoz, R. (2018). Construcción de la cultura organizacional y su impacto en el bienestar laboral. *Revista Latinoamericana de Psicología Organizacional*, 6(1), 23–36.
- Guillén Ramírez, S., García Pérez, H. J., & Nieto Hipólito, D. M. (2018). Reducir rotación: propuesta de un modelo teórico para minimizar costos. *NovaRua Revista Universitaria de Administración*, 10(17), 8–24.
- Gupta, A., & Shaw, J. D. (2014). Turnover Intentions and Voluntary Turnover: The Moderating Roles of Self-Monitoring, Locus of Control, Proactive Personality, and Risk Aversion. *The Journal of Applied Psychology*, 99(3), 829–838.
- Hernández, A., & Mendoza, L. (2019). Impacto de las políticas de jornada laboral en la oferta y la demanda de trabajo en América Latina. *Revista de Economía Latinoamericana*, 25(2), 78–91.
- Hernández Palma, H. G., Martínez Sierra, D., & Cardona Arbeláez, D. (2015). Enfoque basado en procesos como estrategia de dirección para las empresas de transformación. *Saber, Ciencia y Libertad*, 11(1), 141–150.
- Hernández Palomino, J. A., Espinoza Medina, J. de J., & Aguilar Arellano, M. (2016). Diferencias en los motivadores y los valores en el trabajo de empleados en empresas maquiladoras. *Contaduría y Administración*, 61(1), 58–83. <https://doi.org/10.1016/j.cya.2015.09.003>
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & del Pilar Baptista Lucio, M. (2010). *Metodología de la investigación, 5ta Ed.*
- Hirschfeld, K. (2006). *Retención y fluctuación: Retener empleados-Perder empleados*. Global Union. <http://www.union-network.org>
- Hitt, M. A., Ireland, R. D., & Hoskisson, R. E. (2019). Strategic Management: Concepts and Cases: Competitiveness and Globalization. *Cengage Learning*.
- Jantan, H., Hamdan, A. R., & Othman, Z. A. (2010). Human Talent Prediction in HRM using C4.5 Classification Algorithm. *Article in International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 02(08), 2526–2534. <https://www.researchgate.net/publication/50194242>
- Jones, G. R. (2017). *Organizational Theory, Design, and Change*. Pearson.

- Kamath, R. S., Jamsandekar, S. S., & Naik, P. G. (2019). Machine Learning Approach for Employee Attrition Analysis. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development*, 62–67. www.ijtsrd.com
- Laguna Estrada, M., Ramírez Pérez, N. V., Rubín Ramírez, N. N., Olague Crespo, E. R., & Araujo Rodríguez, J. A. (2020). Propuesta de un modelo de selección de capital humano utilizando aprendizaje automático a través de RNA. *Tecnológico Nacional de México En Celaya Pistas Educativas*, 42(137), 356–365. <http://itcelaya.edu.mx/ojs/index.php/pistas>
- Lara Fernández, P. (2019). *Análisis de la rotación de personal en las empresas de Latinoamérica en el periodo 2010 – 2018, una revisión de la literatura científica*. Universidad Privada del Norte.
- Li Qu, X. (2015). A decision tree applied to the grass-roots staffs' turnover problem —take C-R Group as an example. *IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services (GSIS)*.
- López Jiménez, L. (2018). *Propuesta de modelo de empresa familiarmente responsable como estrategia para el mejoramiento de la calidad de vida y la disminución de la rotación del personal en el área de enfermería en el hospital Simón bolívar*.
- Lora Guzmán, H. S., Castilla Paternina, S., & Góez Flórez, M. C. (2019). La gestión por competencias como estrategia para el mejoramiento de la eficiencia y la eficacia organizacional. *Revista Saber, Ciencia y Libertad*, 15(1), 83–94.
- Machado, C. (2017). *Competencias and Global talent Management* (1st ed.). Springer.
- Maldonado, L. (2016). *Análisis de la rotación del personal técnico en una empresa de servicios masivos de telecomunicaciones*. Universidad EAFIT.
- Martínez, C. V., & López, E. R. (2020). La gestión por competencia y su influencia en la retención del personal. *Journal of Human Resources Management*, 17(1), 33–47.
- Mello, J. A. (2015). *Gestión Estratégica de Recursos Humanos*. Cengage Learning Editores.
- Millán Rosas, G. J. (2006). *Rotación de personal*. Universidad Autónoma Metropolitana .
- Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2021a). *El 'ranking' de los perfiles laborales más solicitados en el sector TIC colombiano*. <https://www.mintic.gov.co/portal/inicio/Sala-de-prensa/Noticias/196877:El-ranking-de-los-perfiles-laborales-mas-solicitados-en-el-sector-TIC-colombiano>
- Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2021b). *Más de 50.000 personas se formarán este año en programación*. <https://mintic.gov.co/portal/inicio/Sala-de-prensa/Noticias/196877:El-ranking-de-los-perfiles-laborales-mas-solicitados-en-el-sector-TIC-colombiano>

prensa/MinTIC-en-los-medios/176637:Mas-de-50-000-personas-se-formaran-este-ano-en-programacion

Moreno Perez, J. R., & Lemus Rincon, J. J. (2017). *Análisis de las principales causas de rotación de personal de la empresa Oiltrans SAS de la ciudad de Bogotá, D.C.* Universidad Santo Tomas de Colombia.

Moreno Reyes, C. R., Lota Pedraza, D. A., Pérez Varón, J. P., Arce Cortes, N. E., & Cairo Orduy, O. J. (2019). *Causas que generan la rotación de personal en la fase de ejecución, en proyectos de desarrollo de software en publicaciones Semana.* Universidad EAN.

Muriel Ramírez, D., Hernández, D., & Porras Rey, A. (2022). *Estrategias empresariales para enfrentar alta rotación de talento humano en cargos medios.* Universidad del Rosario.

Nevala, K. (2017). *The Machine Learning Primer.*

<https://s3.amazonaws.com/baypath/files/resources/machine-learning-primer-108796.pdf>

Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation.* Oxford University Press.

Núñez Quesada, R. (2022). *Análisis de los factores que intervienen en la estabilidad y rotación del personal, en el hotel "Hospedaje Las Cabañas" al primer cuatrimestre de 2022.* Universidad Latina de Costa Rica.

Paredes, M. (2011). *Rotación de personal en una empresa de ventas al detalle de calzado en Guatemala.*

Parra, J. E. (2019). *Las fases del proyecto de investigación* (1st ed.). Centro Editorial UNIINUTO.

Pedrerros Sanmartin, V. M. (2022). *La rotación de profesionales especializados en la industria de desarrollo de software en Colombia.* Universidad Militar Nueva Granada.

Pedrerroz Sanmartin, V. M. (2022). *La rotación de profesionales especializados en la industria de desarrollo de software en Colombia.* Universidad Militar Nueva Granada.

Peng, M. W. (2019). *Global Business* (Cengage Learning., Vol. 5).

Pérez, A. M., & García, R. H. (2021). Optimización de procesos organizacionales para la retención de talento. *Revista Internacional de Gestión Del Talento*, 8(2), 45–56.

Pérez, J. (2017). Políticas y prácticas laborales en empresas latinoamericanas. *Revista de Gestión Empresarial*. *Revista de Gestión Empresarial*, 10(2), 45–58.

- Reyes Jiménez, N., Castillo Pava, D. A., & Franco Rueda, O. A. (2020). *Influencia de los modelos de gestión del talento humano en el éxito de las organizaciones en Colombia*. Fundación Universitaria del Área Andina.
- Reyes Ponce, A. (2005). *Administración de personal: Relaciones Humanas*. Limusa, Noriega Editores.
- Robbins, S. (2004). *Comportamiento Organizacional* (10th ed.). Pearson Education.
- Robbins, S., & Coulter, M. (2019). *Management* (Pearson., Vol. 14).
- Robbins, S. P., & Judge, T. A. (2019). *Organizational Behavior*. Pearson.
- Rodríguez, A., Villa, E., López, H., Salgado, J., & Yépez, M. (2022). *Análisis de los factores de rotación de personal para mejorar el proceso de selección de talento humano del fondo de empleados (Fondex) en la ciudad de Cali para el año 2022*. Universidad Nacional Abierta y a Distancia.
- Romero Espinosa, F. (2013). Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva en el análisis del fracaso empresarial. *AD-Minister*, 23, 45–79.
- Rothwell, W. J. (2015). *The Workplace Learner: How to Align Training Initiatives with Individual Learning Competencies*. Amacom.
- Sánchez, L. F., & Martínez, E. G. (2018). La gestión prospectiva como herramienta para la retención de colaboradores. *Revista de Estudios Estratégicos*, 12(3), 78–91.
- Sepúlveda Henao, M. (2020). *El reto de retener talento en el sector TI*. <http://revistas.usb.edu.co/>
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2022). *Analytics, data science, & artificial intelligence. System for decision support* (Vol. 11).
- Siegel, E. (2016). *Predictive Analytics: The Power to Predict Who Will Click, Buy, Lie, or Die, Revised and Updated*.
- Singh Thakur, G., Gupta, A., & Gupta, S. (2015). Data Mining for Prediction of Human Performance Capability in the Software-Industry. *International Journal of Data-Mining and Knowledge Management Process (IJDKP)*.
- Smith, J., & Johnson, A. (2020). Retention Challenges in the Software Industry: A Study on Employee Turnover. *Journal of Software Engineering*, 12(3), 145–162.
- Sobociska, M. (2021). Artificial Intelligence and Human Talent in Decision Making in the Sphere of Marketing in an Enterprise. *Problemy Zarzadzania (Management Issues)*, 19(1), 66–76. <https://doi.org/10.7172/1644-9584.91.x>

- Tajeddini, K., & Mueller, S. (2009). Oring the Roles of Emotional Intelligence (EI) and Ethical Leadership in Organizational Stressor-Employee Outcomes for Effective Leadership. *The Leadership Quarterly*, 20(2), 126–137.
- Tidd, J. , & Bessant, J. (2018). Managing Innovation: Integrating Technological, Market and Organizational Change. *John Wiley & Sons*.
- Zaballa Gomez, P. E., El Assafiri Ojeda, Y., Medina Nogueira, Y. E., Nogueira Rivera, D., & Medina León, A. (2021). Procedimiento para el análisis de la rotación del personal. *ACADEMO Revista de Investigación En Ciencias Sociales y Humanidades*, 8(1), 29–41.
<https://doi.org/10.30545/academo.2021.ene-jun.3>

Anexo A. Resultado de la ejecución del algoritmo predictivo el total de la muestra

En la siguiente tabla se muestra el resultado de la ejecución del algoritmo predictivo que determina cual es la probabilidad de retiro de un colaborador de la compañía:

Colaborador N°	CoE	ROL	Training	Sede	Líder Inmediato	País	Duración	Estado	Probabilidad Abandonar
1	RPA	DESARROLLADOR RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 17	COLOMBIA	4	ACTIVO	51,2%
2	CLOUD	DEVOPS MASTER	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	3	ACTIVO	50,5%
3	MANAGEMENT	FACILITADOR DE EQUIPOS	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	3	ACTIVO	49,0%
4	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	4	ACTIVO	47,5%
5	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	4	ACTIVO	47,5%

6	IA	ARQUITECTO DE DATOS	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 14	COLOMBIA	3	ACTIVO	47,3%
7	RPA	DESARROLLADOR RPA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 17	COLOMBIA	3	ACTIVO	47,0%
8	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 17	COLOMBIA	4	ACTIVO	46,8%
9	RPA	DESARROLLADOR RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 17	COLOMBIA	7	ACTIVO	46,7%
10	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	11	ACTIVO	46,4%
11	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	4	ACTIVO	46,4%
12	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	7	ACTIVO	45,9%
13	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	9	ACTIVO	44,9%
14	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	10	ACTIVO	43,5%
15	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	10	ACTIVO	43,0%
16	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 17	COLOMBIA	10	ACTIVO	42,9%

17	RPA	ANALISTA DE PROCESOS RPA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	10	ACTIVO	42,6%
18	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 12	COLOMBIA	3	ACTIVO	41,3%
19	IA	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	10	ACTIVO	40,9%
20	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	3	ACTIVO	40,2%
21	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 17	COLOMBIA	5	ACTIVO	39,8%
22	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 15	COLOMBIA	10	ACTIVO	39,7%
23	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 10	COLOMBIA	13	ACTIVO	39,7%
24	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 10	COLOMBIA	13	ACTIVO	39,7%
25	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	9	ACTIVO	39,6%
26	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 10	COLOMBIA	10	ACTIVO	39,2%
27	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	10	ACTIVO	38,4%

28	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	9	ACTIVO	38,0%
29	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 10	COLOMBIA	11	ACTIVO	37,8%
30	DESARROLLO	APRENDIZ ETAPA PRODUCTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	9	ACTIVO	37,6%
31	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	10	ACTIVO	37,6%
32	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	10	ACTIVO	37,5%
33	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	9	ACTIVO	37,3%
34	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 17	COLOMBIA	11	ACTIVO	36,7%
35	IA	INGENIERO DE DATOS	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 29	COLOMBIA	4	ACTIVO	36,7%
36	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 15	COLOMBIA	9	ACTIVO	36,6%
37	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	8	ACTIVO	36,6%
38	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	9	ACTIVO	36,4%

39	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	9	ACTIVO	36,2%
40	CALIDAD	TEST MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 12	COLOMBIA	8	ACTIVO	36,0%
41	IA	INGENIERO DE DATOS	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	4	ACTIVO	35,9%
42	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	9	ACTIVO	35,8%
43	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	10	ACTIVO	35,1%
44	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	10	ACTIVO	35,0%
45	SOFKA OPR	LIDER DE EFICIENCIA OPERATIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 27	COLOMBIA	5	ACTIVO	34,9%
46	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 21	COLOMBIA	9	ACTIVO	34,6%
47	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	13	ACTIVO	34,6%
48	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA PRODUCTIVA	NO TRAINING	REMOTO	Lider 1	COLOMBIA	6	ACTIVO	34,5%

49	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	15	ACTIVO	34,3%
50	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	33,6%
51	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	8	ACTIVO	33,5%
52	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	3	ACTIVO	33,4%
53	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	10	ACTIVO	33,3%
54	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	14	ACTIVO	33,0%
55	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	17	ACTIVO	32,3%
56	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	9	ACTIVO	32,2%
57	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	12	ACTIVO	32,1%
58	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	19	ACTIVO	32,1%
59	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%

60	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
61	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
62	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
63	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
64	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
65	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
66	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%

67	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
68	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
69	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,9%
70	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	14	ACTIVO	31,8%
71	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	31,6%
72	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	7	ACTIVO	31,4%
73	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	5	ACTIVO	31,2%
74	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 10	COLOMBIA	16	ACTIVO	31,1%
75	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	11	ACTIVO	30,6%
76	CALIDAD	ANALISTA PERFORMANCE	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	17	ACTIVO	30,6%

77	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	14	ACTIVO	30,3%
78	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	10	ACTIVO	30,3%
79	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	3	ACTIVO	30,2%
80	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	REMOTO	Lider 21	COLOMBIA	3	ACTIVO	30,1%
81	MANAGEMENT	DISEÑADOR UX/UI	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	18	ACTIVO	29,8%
82	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	29,6%
83	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	29,6%
84	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	29,6%
85	CALIDAD	GESTOR DE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	13	ACTIVO	29,5%
86	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	15	ACTIVO	29,4%
87	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	9	ACTIVO	29,3%

88	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	11	ACTIVO	29,3%
89	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	29,2%
90	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	14	ACTIVO	28,9%
91	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	9	ACTIVO	28,9%
92	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	9	ACTIVO	28,9%
93	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	6	ACTIVO	28,4%
94	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	28,4%
95	MANAGEMENT	DELIVERY MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	3	ACTIVO	28,2%
96	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	14	ACTIVO	28,2%
97	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	9	ACTIVO	28,1%
98	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 12	COLOMBIA	16	ACTIVO	28,1%

99	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	27,9%
100	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	11	ACTIVO	27,7%
101	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	10	ACTIVO	27,7%
102	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 21	COLOMBIA	12	ACTIVO	27,6%
103	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 15	COLOMBIA	16	ACTIVO	27,6%
104	MANAGEMENT	DELIVERY MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	20	ACTIVO	27,6%
105	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 4	COLOMBIA	5	ACTIVO	27,6%
106	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	19	ACTIVO	27,5%
107	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	27,4%
108	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	27,2%
109	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	ECUADOR	4	ACTIVO	27,1%

110	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	17	ACTIVO	27,0%
111	IA	ARQUITECTO DE DATOS	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 14	COLOMBIA	18	ACTIVO	26,8%
112	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	26,8%
113	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 15	COLOMBIA	20	ACTIVO	26,6%
114	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 8	COLOMBIA	3	ACTIVO	26,5%
115	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 15	COLOMBIA	17	ACTIVO	26,4%
116	DESARROLLO	ARQUITECTO EMPRESARIAL	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 10	COLOMBIA	20	ACTIVO	26,4%
117	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	9	ACTIVO	26,4%
118	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	17	ACTIVO	26,2%
119	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	26,0%
120	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	26,0%

121	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	25,9%
122	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	25,9%
123	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	25,9%
124	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	25,9%
125	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	25,8%
126	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 17	COLOMBIA	23	ACTIVO	25,7%
127	CALIDAD	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	25,6%
128	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	19	ACTIVO	25,3%
129	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	15	ACTIVO	24,9%
130	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	15	ACTIVO	24,9%
131	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	24,9%

132	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	20	ACTIVO	24,9%
133	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	20	ACTIVO	24,9%
134	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	3	ACTIVO	24,8%
135	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	14	ACTIVO	24,8%
136	MANAGEMENT	DELIVERY MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	6	ACTIVO	24,7%
137	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	17	ACTIVO	24,7%
138	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	24,5%
139	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	24,5%
140	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	24,5%
141	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	24,5%
142	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	9	ACTIVO	24,5%

143	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	11	ACTIVO	24,4%
144	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	24,3%
145	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	13	ACTIVO	24,3%
146	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	13	ACTIVO	24,3%
147	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	13	ACTIVO	24,3%
148	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	18	ACTIVO	24,2%
149	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	18	ACTIVO	24,2%
150	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 6	COLOMBIA	7	ACTIVO	24,1%
151	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 4	COLOMBIA	8	ACTIVO	24,1%
152	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	24,0%
153	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	24,0%

154	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	24,0%
155	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	25	ACTIVO	23,9%
156	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	25	ACTIVO	23,9%
157	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	9	ACTIVO	23,8%
158	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	23,7%
159	CALIDAD	TEST MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 12	COLOMBIA	18	ACTIVO	23,7%
160	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	23,6%
161	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	23,6%
162	MANAGEMENT	DISEÑADOR UX/UI	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	23,3%
163	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	16	ACTIVO	23,3%
164	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	23,2%

165	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	23,2%
166	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	23,2%
167	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	14	ACTIVO	23,1%
168	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	GUATEMALA	4	ACTIVO	23,0%
169	DESARROLLO	APRENDIZ DESARROLLO ETAPA LECTIVA	NO TRAINING	REMOTO	Lider 10	COLOMBIA	15	ACTIVO	23,0%
170	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	18	ACTIVO	22,9%
171	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	18	ACTIVO	22,9%
172	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	26	ACTIVO	22,9%
173	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	22,7%
174	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	22	ACTIVO	22,7%
175	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	22,6%

176	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	22,6%
177	CALIDAD	ANALISTA DE PRUEBAS FUNCIONALES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	10	ACTIVO	22,6%
178	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	22,5%
179	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 17	COLOMBIA	15	ACTIVO	22,5%
180	ARQUITECTURA EMPRESARIAL	ARQUITECTO EMPRESARIAL	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	22,5%
181	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	22,4%
182	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	22,4%
183	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	22,4%
184	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	22,4%
185	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	22,3%
186	CALIDAD	TEST MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	20	ACTIVO	22,2%

187	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	21,7%
188	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	ARGENTINA	15	ACTIVO	21,7%
189	CLOUD	DEVOPS EXPERT	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	9	ACTIVO	21,7%
190	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	23	ACTIVO	21,7%
191	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	15	ACTIVO	21,5%
192	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	10	ACTIVO	21,4%
193	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	12	ACTIVO	21,3%
194	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	12	ACTIVO	21,3%
195	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	24	ACTIVO	21,3%
196	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	7	ACTIVO	21,2%
197	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	21,2%

198	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	21	ACTIVO	21,1%
199	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	9	ACTIVO	20,9%
200	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 21	COLOMBIA	10	ACTIVO	20,9%
201	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	20,7%
202	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	21	ACTIVO	20,5%
203	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	21	ACTIVO	20,5%
204	MANAGEMENT	PRODUCT OWNER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	20,5%
205	MANAGEMENT	PRODUCT OWNER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	20,5%
206	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	20,4%
207	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	20,4%
208	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	25	ACTIVO	20,4%

209	MANAGEMENT	SERVICE MANAGER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	18	ACTIVO	20,2%
210	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	5	ACTIVO	20,1%
211	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	25	ACTIVO	19,9%
212	MANAGEMENT	DELIVERY MANAGER	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	31	ACTIVO	19,9%
213	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	15	ACTIVO	19,7%
214	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	29	ACTIVO	19,7%
215	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	19,6%
216	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	10	ACTIVO	19,6%
217	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	17	ACTIVO	19,5%
218	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	19,5%
219	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	19,5%

220	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	19,5%
221	MANAGEMENT	DISEÑADOR UX/UI	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	23	ACTIVO	19,4%
222	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	19	ACTIVO	19,3%
223	MANAGEMENT	GESTOR TECNICO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	24	ACTIVO	19,3%
224	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	3	ACTIVO	19,2%
225	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	7	ACTIVO	19,2%
226	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 17	ARGENTINA	16	ACTIVO	19,2%
227	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	3	ACTIVO	19,0%
228	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	19,0%
229	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	27	ACTIVO	18,9%
230	CLOUD	DEVOPS MASTER	NO TRAINING	REMOTO	Lider 31	COLOMBIA	5	ACTIVO	18,9%

231	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	14	ACTIVO	18,9%
232	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	18,9%
233	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	18,8%
234	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	18,8%
235	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	10	ACTIVO	18,7%
236	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 10	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,6%
237	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 10	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,6%
238	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	17	ACTIVO	18,5%
239	RPA	ANALISTA BPMN	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	13	ACTIVO	18,5%
240	MANAGEMENT	DISEÑADOR UX/UI	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	21	ACTIVO	18,4%
241	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	18,3%

242	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	18,2%
243	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
244	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
245	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
246	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
247	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
248	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
249	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	16	ACTIVO	18,1%
250	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	BRASIL	6	ACTIVO	17,9%
251	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 1	COLOMBIA	35	ACTIVO	17,8%
252	CLOUD	ESPECIALISTA DEVOPS	NO TRAINING	REMOTO	Lider 31	ECUADOR	3	ACTIVO	17,8%

253	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	17,8%
254	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	17,8%
255	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	24	ACTIVO	17,8%
256	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,7%
257	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,7%
258	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,7%
259	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,7%
260	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,7%
261	SOFKA OPR	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 10	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,6%
262	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	8	ACTIVO	17,6%
263	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	15	ACTIVO	17,5%

264	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	17,3%
265	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	17,3%
266	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	19	ACTIVO	17,3%
267	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	17,2%
268	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	16	ACTIVO	17,2%
269	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	9	ACTIVO	17,1%
270	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	17,1%
271	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	3	ACTIVO	16,8%
272	IA	GERENTE COE INTELIGENCIA ARTIFICIAL BI / AI	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	11	ACTIVO	16,6%
273	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	16,6%
274	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	16,6%

275	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	16,6%
276	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	16,6%
277	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	17	ACTIVO	16,5%
278	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	16,5%
279	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	16,5%
280	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	20	ACTIVO	16,5%
281	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	18	ACTIVO	16,4%
282	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	17	ACTIVO	16,3%
283	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	5	ACTIVO	16,2%
284	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO - JOVENES CREATIVOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	27	ACTIVO	16,2%
285	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	28	ACTIVO	16,1%

286	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	REMOTO	Lider 21	COLOMBIA	14	ACTIVO	16,0%
287	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 33	COLOMBIA	19	ACTIVO	16,0%
288	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	9	ACTIVO	16,0%
289	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 10	URUGUAY	11	ACTIVO	15,8%
290	CLOUD	CONSULTOR DE INFRAESTRUCTURA SAS	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 29	COLOMBIA	22	ACTIVO	15,7%
291	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	15,7%
292	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 8	COLOMBIA	11	ACTIVO	15,6%
293	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	15,5%
294	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	20	ACTIVO	15,5%
295	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	8	ACTIVO	15,5%
296	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	15,5%

297	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	27	ACTIVO	15,3%
298	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	27	ACTIVO	15,3%
299	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	27	ACTIVO	15,3%
300	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	27	ACTIVO	15,3%
301	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	15	ACTIVO	15,3%
302	CALIDAD	LIDER TECNICO QA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	27	ACTIVO	15,2%
303	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	15,0%
304	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	15,0%
305	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	15,0%
306	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	15,0%
307	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	15,0%

308	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	15,0%
309	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	15,0%
310	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	18	ACTIVO	15,0%
311	RPA	ANALISTA DE PROCESOS RPA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	17	ACTIVO	15,0%
312	CALIDAD	CONSULTOR DE DESARROLLO - JOVENES CREATIVOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	25	ACTIVO	15,0%
313	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	23	ACTIVO	15,0%
314	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	23	ACTIVO	15,0%
315	MANAGEMENT	DELIVERY MANAGER	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	ECUADOR	6	ACTIVO	14,9%
316	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	9	ACTIVO	14,7%
317	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	9	ACTIVO	14,7%
318	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	28	ACTIVO	14,7%

319	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 15	COLOMBIA	18	ACTIVO	14,7%
320	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	14	ACTIVO	14,6%
321	RPA	ANALISTA RPA	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	14,6%
322	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	9	ACTIVO	14,6%
323	CLOUD	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	14,6%
324	CLOUD	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	14,6%
325	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	14,6%
326	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	14,6%
327	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	14,6%
328	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	11	ACTIVO	14,5%
329	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	14,5%

330	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	27	ACTIVO	14,4%
331	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	27	ACTIVO	14,4%
332	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	27	ACTIVO	14,4%
333	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	19	ACTIVO	14,4%
334	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO - JOVENES CREATIVOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	27	ACTIVO	14,4%
335	CLOUD	ESPECIALISTA DEVOPS	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	19	ACTIVO	14,4%
336	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	3	ACTIVO	14,4%
337	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 6	COLOMBIA	14	ACTIVO	14,3%
338	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	5	ACTIVO	14,3%
339	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	16	ACTIVO	14,3%
340	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 15	COLOMBIA	30	ACTIVO	14,2%

341	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 15	COLOMBIA	18	ACTIVO	14,2%
342	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 15	COLOMBIA	18	ACTIVO	14,2%
343	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 4	COLOMBIA	19	ACTIVO	14,2%
344	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	21	ACTIVO	14,1%
345	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	14,1%
346	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	14,1%
347	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	SI TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	19	ACTIVO	14,1%
348	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	14,0%
349	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	13	ACTIVO	14,0%
350	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	13	ACTIVO	14,0%
351	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	27	ACTIVO	14,0%

352	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	8	ACTIVO	13,9%
353	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	12	ACTIVO	13,8%
354	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	12	ACTIVO	13,8%
355	ARQUITECTURA EMPRESARIAL	ARQUITECTO EMPRESARIAL	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	13,8%
356	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	19	ACTIVO	13,8%
357	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	30	ACTIVO	13,7%
358	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	28	ACTIVO	13,7%
359	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	28	ACTIVO	13,7%
360	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	28	ACTIVO	13,7%
361	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	17	ACTIVO	13,6%
362	DESARROLLO	MAMBU CHAMPION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	EL SALVADOR	8	ACTIVO	13,6%

363	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	13,5%
364	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	14	ACTIVO	13,4%
365	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 4	COLOMBIA	17	ACTIVO	13,3%
366	DESARROLLO	ESPECIALISTA CA PLEX	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	CANADA	10	ACTIVO	13,3%
367	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	13,3%
368	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	21	ACTIVO	13,3%
369	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	13,3%
370	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 21	COLOMBIA	16	ACTIVO	13,2%
371	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	13,2%
372	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	16	ACTIVO	13,2%
373	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	11	ACTIVO	13,2%

374	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	13,2%
375	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	18	ACTIVO	13,1%
376	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 17	COLOMBIA	30	ACTIVO	13,0%
377	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	28	ACTIVO	12,9%
378	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	16	ACTIVO	12,9%
379	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 17	URUGUAY	11	ACTIVO	12,9%
380	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	12,9%
381	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	12,9%
382	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	21	ACTIVO	12,9%
383	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 29	COLOMBIA	12	ACTIVO	12,9%
384	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	11	ACTIVO	12,9%

385	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	25	ACTIVO	12,9%
386	CALIDAD	TEST MANAGER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	12,8%
387	MANAGEMENT	STAFFING BUSI TRAININGNESS ANALYST	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	24	ACTIVO	12,7%
388	CALIDAD	GERENTE COE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	31	ACTIVO	12,7%
389	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 4	COLOMBIA	18	ACTIVO	12,7%
390	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 15	COLOMBIA	21	ACTIVO	12,6%
391	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	17	ACTIVO	12,5%
392	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	12,4%
393	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	12,4%
394	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	12,3%
395	CLOUD	DEVOPS EXPERT	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 31	COLOMBIA	18	ACTIVO	12,3%

396	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	15	ACTIVO	12,2%
397	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	16	ACTIVO	12,1%
398	RPA	ANALISTA RPA	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	12,1%
399	RPA	ANALISTA RPA	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	12,0%
400	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	39	ACTIVO	12,0%
401	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	12,0%
402	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	12,0%
403	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	12,0%
404	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	12,0%
405	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	35	ACTIVO	12,0%
406	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	11,9%

407	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	19	ACTIVO	11,8%
408	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	10	ACTIVO	11,8%
409	CLOUD	GERENTE COE CLOUD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 7	COSTA RICA	7	ACTIVO	11,7%
410	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	19	ACTIVO	11,6%
411	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	19	ACTIVO	11,6%
412	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	21	ACTIVO	11,6%
413	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	23	ACTIVO	11,6%
414	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	16	ACTIVO	11,5%
415	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	15	ACTIVO	11,4%
416	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	41	ACTIVO	11,4%
417	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	14	ACTIVO	11,4%

418	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	ECUADOR	21	ACTIVO	11,4%
419	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	14	ACTIVO	11,3%
420	IA	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 1	COLOMBIA	28	ACTIVO	11,1%
421	IA	CIENTIFICO DE DATOS	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	29	ACTIVO	11,1%
422	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	20	ACTIVO	11,1%
423	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	27	ACTIVO	11,1%
424	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	14	ACTIVO	11,0%
425	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	19	ACTIVO	11,0%
426	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 10	URUGUAY	18	ACTIVO	11,0%
427	IA	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,9%
428	DESARROLLO	IMPLEMENTADOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	14	ACTIVO	10,9%

429	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	18	ACTIVO	10,9%
430	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	9	ACTIVO	10,9%
431	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	9	ACTIVO	10,9%
432	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	20	ACTIVO	10,7%
433	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 11	URUGUAY	18	ACTIVO	10,7%
434	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 11	URUGUAY	18	ACTIVO	10,7%
435	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 10	COLOMBIA	27	ACTIVO	10,6%
436	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	10	ACTIVO	10,6%
437	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	10	ACTIVO	10,6%
438	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 33	COLOMBIA	27	ACTIVO	10,6%
439	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	10	ACTIVO	10,6%

440	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	24	ACTIVO	10,5%
441	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	15	ACTIVO	10,4%
442	SOFKA OPR	DIRECTOR DE OPERACIONES URUGUAY	NO TRAINING	PAYSANDU	Lider 26	URUGUAY	16	ACTIVO	10,4%
443	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	19	ACTIVO	10,3%
444	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	27	ACTIVO	10,3%
445	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	27	ACTIVO	10,3%
446	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	36	ACTIVO	10,3%
447	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	23	ACTIVO	10,3%
448	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,2%
449	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,2%
450	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	19	ACTIVO	10,2%

451	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	18	ACTIVO	10,2%
452	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	38	ACTIVO	10,2%
453	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	21	ACTIVO	10,2%
454	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	14	ACTIVO	10,1%
455	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,1%
456	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,1%
457	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,1%
458	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	16	ACTIVO	10,1%
459	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	15	ACTIVO	10,1%
460	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	15	ACTIVO	10,1%
461	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	15	ACTIVO	10,1%

462	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	23	ACTIVO	10,1%
463	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	10,1%
464	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 13	URUGUAY	18	ACTIVO	10,1%
465	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 13	URUGUAY	18	ACTIVO	10,1%
466	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 15	VENEZUELA	15	ACTIVO	9,9%
467	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	23	ACTIVO	9,9%
468	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	MEXICO	7	ACTIVO	9,8%
469	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 15	COLOMBIA	25	ACTIVO	9,8%
470	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	9,8%
471	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	9,7%
472	MANAGEMENT	DISEÑADOR UX/UI	NO TRAINING	REMOTO	Lider 17	COLOMBIA	30	ACTIVO	9,7%

473	DESARROLLO	LIDER DESARROLLO MOBILE	NO TRAINING	REMOTO	Lider 10	COLOMBIA	31	ACTIVO	9,7%
474	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	22	ACTIVO	9,6%
475	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 8	COLOMBIA	21	ACTIVO	9,6%
476	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	22	ACTIVO	9,6%
477	SOFKA OPR	GERENTE DE OPERACIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	24	ACTIVO	9,6%
478	MANAGEMENT	ACCOUNT COACH	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	9,5%
479	DESARROLLO	ESPECIALISTA CA PLEX	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	ECUADOR	12	ACTIVO	9,4%
480	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	15	ACTIVO	9,3%
481	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	REPUBLICA DOMINICANA	4	ACTIVO	9,3%
482	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	MEXICO	8	ACTIVO	9,3%
483	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	MEXICO	8	ACTIVO	9,3%

484	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	9,3%
485	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	9,3%
486	DESARROLLO	LIDER TECNICO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	28	ACTIVO	9,3%
487	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	24	ACTIVO	9,3%
488	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	31	ACTIVO	9,3%
489	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	REMOTO	Lider 6	COLOMBIA	15	ACTIVO	9,1%
490	MANAGEMENT	COACH EMPRESARIAL	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	38	ACTIVO	9,1%
491	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	18	ACTIVO	9,1%
492	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	PERU	6	ACTIVO	9,1%
493	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	9,0%
494	ARQUITECTURA EMPRESARIAL	ARQUITECTO EMPRESARIAL	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	20	ACTIVO	8,9%

495	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 17	URUGUAY	18	ACTIVO	8,9%
496	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 17	URUGUAY	18	ACTIVO	8,9%
497	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 17	URUGUAY	18	ACTIVO	8,9%
498	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	21	ACTIVO	8,8%
499	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	21	ACTIVO	8,8%
500	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 36	COLOMBIA	26	ACTIVO	8,8%
501	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	8,8%
502	CLOUD	DEVOPS EXPERT	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	18	ACTIVO	8,7%
503	DESARROLLO	COACH TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	22	ACTIVO	8,7%
504	MANAGEMENT	MANAGEMENT COACH	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	8,7%
505	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	24	ACTIVO	8,6%

506	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	24	ACTIVO	8,6%
507	CLOUD	DEVOPS EXPERT	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	14	ACTIVO	8,6%
508	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 21	COLOMBIA	35	ACTIVO	8,6%
509	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	PERU	7	ACTIVO	8,6%
510	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	24	ACTIVO	8,6%
511	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	18	ACTIVO	8,6%
512	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	38	ACTIVO	8,6%
513	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	14	ACTIVO	8,6%
514	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	28	ACTIVO	8,5%
515	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	37	ACTIVO	8,5%
516	MANAGEMENT	SERVICE MANAGER	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	35	ACTIVO	8,5%

517	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 3	URUGUAY	11	ACTIVO	8,5%
518	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 3	URUGUAY	11	ACTIVO	8,5%
519	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 3	URUGUAY	11	ACTIVO	8,5%
520	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 3	URUGUAY	11	ACTIVO	8,5%
521	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	33	ACTIVO	8,3%
522	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	14	ACTIVO	8,3%
523	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	30	ACTIVO	8,2%
524	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	15	ACTIVO	8,2%
525	SOFKA OPR	GERENTE OPERACIONES	NO TRAINING	REMOTO	Lider 7	URUGUAY	7	ACTIVO	8,2%
526	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	18	ACTIVO	8,2%
527	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	18	ACTIVO	8,2%

528	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	12	ACTIVO	8,2%
529	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	25	ACTIVO	8,2%
530	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	32	ACTIVO	8,2%
531	DESARROLLO	LIDER TECNICO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	38	ACTIVO	8,1%
532	DESARROLLO	LIDER TECNICO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	38	ACTIVO	8,1%
533	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	8,1%
534	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	28	ACTIVO	8,0%
535	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 3	COLOMBIA	35	ACTIVO	7,9%
536	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	7,9%
537	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	MEXICO	11	ACTIVO	7,9%
538	MANAGEMENT	ACCOUNT COACH	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 19	COLOMBIA	38	ACTIVO	7,9%

539	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	VENEZUELA	5	ACTIVO	7,9%
540	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	25	ACTIVO	7,9%
541	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO - JOVENES CREATIVOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	21	ACTIVO	7,8%
542	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	7,8%
543	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	7,8%
544	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	7,8%
545	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	21	ACTIVO	7,7%
546	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	PERU	9	ACTIVO	7,7%
547	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	PERU	10	ACTIVO	7,7%
548	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	23	ACTIVO	7,7%
549	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	23	ACTIVO	7,7%

550	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	16	ACTIVO	7,7%
551	MANAGEMENT	PRODUCT OWNER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	30	ACTIVO	7,7%
552	DESARROLLO	LIDER TECNICO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	38	ACTIVO	7,6%
553	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	24	ACTIVO	7,6%
554	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	7,6%
555	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	7,6%
556	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO - JOVENES CREATIVOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	7,5%
557	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	16	ACTIVO	7,5%
558	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	16	ACTIVO	7,5%
559	DESARROLLO	GERENTE COE DESARROLLO Y ARQUITECTURA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	25	ACTIVO	7,5%

560	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	24	ACTIVO	7,5%
561	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	PERU	23	ACTIVO	7,4%
562	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	14	ACTIVO	7,3%
563	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	7,3%
564	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	7,3%
565	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	17	ACTIVO	7,3%
566	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	17	ACTIVO	7,3%
567	DESARROLLO	IMPLEMENTADOR	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	14	ACTIVO	7,2%
568	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	25	ACTIVO	7,2%
569	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	7,1%
570	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	20	ACTIVO	7,1%

571	MANAGEMENT	COACH EMPRESARIAL	NO TRAINING	REMOTO	Lider 19	COLOMBIA	35	ACTIVO	7,1%
572	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	24	ACTIVO	7,1%
573	RPA	GERENTE COE RPA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	29	ACTIVO	7,1%
574	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	17	ACTIVO	7,0%
575	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	24	ACTIVO	7,0%
576	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	24	ACTIVO	7,0%
577	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	7,0%
578	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	7,0%
579	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	7,0%
580	CALIDAD	ANALISTA DE CALIDAD	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	25	ACTIVO	7,0%
581	DESARROLLO	COACH TECNICO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	ECUADOR	18	ACTIVO	6,9%

582	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	15	ACTIVO	6,9%
583	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,9%
584	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,9%
585	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	23	ACTIVO	6,8%
586	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,6%
587	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,6%
588	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	19	ACTIVO	6,6%
589	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	16	ACTIVO	6,5%
590	CLOUD	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	16	ACTIVO	6,5%
591	CLOUD	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	16	ACTIVO	6,5%
592	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 4	PERU	13	ACTIVO	6,5%

593	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	49	ACTIVO	6,5%
594	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	27	ACTIVO	6,5%
595	IA	ANALISTA DE PROCESOS E INVESTIGACION ESTRATEGICA	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 1	COLOMBIA	48	ACTIVO	6,5%
596	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	DE SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,4%
597	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	DE SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,4%
598	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	DE NO TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	19	ACTIVO	6,4%
599	MANAGEMENT	ACCOUNT COACH	DE SI TRAINING	REMOTO	Lider 11	COLOMBIA	39	ACTIVO	6,3%
600	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	45	ACTIVO	6,2%
601	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	DE SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	18	ACTIVO	6,0%
602	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	DE SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,9%

603	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,9%
604	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	5,9%
605	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	28	ACTIVO	5,9%
606	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	50	ACTIVO	5,9%
607	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	45	ACTIVO	5,8%
608	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	45	ACTIVO	5,8%
609	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 3	URUGUAY	18	ACTIVO	5,7%
610	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	BOGOTA	Lider 9	COLOMBIA	30	ACTIVO	5,7%
611	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	18	ACTIVO	5,6%
612	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	18	ACTIVO	5,6%
613	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	28	ACTIVO	5,6%

614	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,5%
615	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,5%
616	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	5,5%
617	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	5,5%
618	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	5,5%
619	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	45	ACTIVO	5,4%
620	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,4%
621	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,4%
622	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	27	ACTIVO	5,4%
623	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	25	ACTIVO	5,4%
624	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	30	ACTIVO	5,2%

625	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	30	ACTIVO	5,2%
626	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	30	ACTIVO	5,0%
627	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	30	ACTIVO	5,0%
628	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	23	ACTIVO	5,0%
629	MANAGEMENT	SCRUM MASTER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	53	ACTIVO	5,0%
630	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	48	ACTIVO	5,0%
631	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	48	ACTIVO	5,0%
632	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	4,9%
633	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	21	ACTIVO	4,9%
634	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	23	ACTIVO	4,8%
635	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	36	ACTIVO	4,8%

636	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	33	ACTIVO	4,6%
637	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	30	ACTIVO	4,6%
638	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	4,6%
639	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	23	ACTIVO	4,6%
640	CALIDAD	LIDER TECNICO QA	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	48	ACTIVO	4,6%
641	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	34	ACTIVO	4,5%
642	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	23	ACTIVO	4,4%
643	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 4	COLOMBIA	27	ACTIVO	4,1%
644	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	34	ACTIVO	4,1%
645	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 17	COLOMBIA	52	ACTIVO	4,1%
646	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 12	COLOMBIA	61	ACTIVO	4,1%

647	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	4,0%
648	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	4,0%
649	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	37	ACTIVO	3,9%
650	DESARROLLO	LIDER TECNICO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 11	COLOMBIA	53	ACTIVO	3,9%
651	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	54	ACTIVO	3,9%
652	RPA	ANALISTA RPA	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	34	ACTIVO	3,9%
653	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	35	ACTIVO	3,9%
654	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	3,9%
655	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	27	ACTIVO	3,9%
656	MANAGEMENT	PRODUCT OWNER	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	38	ACTIVO	3,8%
657	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 8	URUGUAY	18	ACTIVO	3,8%

658	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	39	ACTIVO	3,7%
659	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	39	ACTIVO	3,7%
660	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	PAYSANDU	Lider 9	URUGUAY	18	ACTIVO	3,6%
661	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 15	COLOMBIA	53	ACTIVO	3,6%
662	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	27	ACTIVO	3,6%
663	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 11	COLOMBIA	70	ACTIVO	3,6%
664	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	54	ACTIVO	3,5%
665	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	54	ACTIVO	3,5%
666	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	54	ACTIVO	3,5%
667	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 9	COLOMBIA	31	ACTIVO	3,3%
668	MANAGEMENT	PRODUCT EXPERT	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 3	COLOMBIA	50	ACTIVO	3,3%

669	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	28	ACTIVO	3,3%
670	MANAGEMENT	ACCOUNT COACH	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	44	ACTIVO	3,2%
671	IA	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	65	ACTIVO	3,2%
672	ARQUITECTURA EMPRESARIAL	ARQUITECTO EMPRESARIAL	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	35	ACTIVO	3,1%
673	MANAGEMENT	GERENTE COE MANAGEMENT SERVICES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	44	ACTIVO	3,1%
674	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 13	COLOMBIA	64	ACTIVO	2,9%
675	DESARROLLO	LIDER TECNICO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	38	ACTIVO	2,7%
676	IA	CIENTIFICO DE DATOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 14	COLOMBIA	64	ACTIVO	2,7%
677	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	BOGOTA	Lider 5	COLOMBIA	50	ACTIVO	2,7%
678	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 12	COLOMBIA	67	ACTIVO	2,6%
679	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 10	COLOMBIA	70	ACTIVO	2,6%

680	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	REMOTO	Lider 13	COLOMBIA	53	ACTIVO	2,5%
681	MANAGEMENT	TEAM FACILITATOR	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	45	ACTIVO	2,5%
682	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	45	ACTIVO	2,4%
683	IA	ANALISTA DE DATOS	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	48	ACTIVO	2,4%
684	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	45	ACTIVO	2,3%
685	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	48	ACTIVO	2,0%
686	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	48	ACTIVO	2,0%
687	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	48	ACTIVO	2,0%
688	CALIDAD	ANALISTA DE AUTOMATIZACION	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	48	ACTIVO	1,7%
689	CALIDAD	ANALISTA PERFORMANCE	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 8	COLOMBIA	52	ACTIVO	1,7%
690	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	55	ACTIVO	1,7%

691	DESARROLLO	LIDER ACADEMICO SOFKAU	NO TRAINING	REMOTO	Lider 6	COLOMBIA	46	ACTIVO	1,6%
692	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	53	ACTIVO	1,5%
693	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	53	ACTIVO	1,5%
694	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	54	ACTIVO	1,5%
695	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	53	ACTIVO	1,3%
696	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	56	ACTIVO	1,3%
697	SOFKA OPR	SERVICE MANAGER	SI TRAINING	REMOTO	Lider 5	COLOMBIA	51	ACTIVO	1,3%
698	CALIDAD	LIDER TECNICO QA	SI TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	54	ACTIVO	1,1%
699	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 6	COLOMBIA	66	ACTIVO	1,1%
700	SOFKA OPR	DIRECTOR DE OPERACIONES COLOMBIA	NO TRAINING	REMOTO	Lider 7	COLOMBIA	60	ACTIVO	1,0%
701	CALIDAD	LIDER TECNICO QA	SI TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	64	ACTIVO	0,9%

702	CALIDAD	LIDER TECNICO QA	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	69	ACTIVO	0,9%
703	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 9	COLOMBIA	71	ACTIVO	0,8%
704	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 6	COLOMBIA	90	ACTIVO	0,7%
705	DESARROLLO	ARQUITECTO DE SOLUCIONES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 4	COLOMBIA	101	ACTIVO	0,7%
706	CALIDAD	DIRECTOR DE COES	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 7	COLOMBIA	82	ACTIVO	0,7%
707	DESARROLLO	LIDER TECNICO	NO TRAINING	MEDELLIN	Lider 5	COLOMBIA	94	ACTIVO	0,6%
708	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 3	COLOMBIA	102	ACTIVO	0,5%
709	CLOUD	DEVOPS EXPERT	NO TRAINING	REMOTO	Lider 8	COLOMBIA	77	ACTIVO	0,4%
710	DESARROLLO	CONSULTOR DE DESARROLLO	NO TRAINING	REMOTO	Lider 5	VENEZUELA	61	ACTIVO	0,4%



Institución Universitaria

Modelo predictivo para la gestión de la rotación del talento humano en una compañía de software