

Modelado Predictivo para la Retención de Talento en Solvo Global: Un Enfoque Estratégico con Machine Learning

Juan Sebastian Jaramillo

Ingeniería industrial

Asesor Miguel Arroyave, M. Sc. Ingeniería

> Universidad de Antioquia Facultad de Ingeniería

Ingeniería Industrial

Medellín, Antioquia, Colombia

2024

Cita

(Jaramillo Gomez, 2024)

Referencia

Jaramillo Gomez, J. (2024). *Modelado Predictivo para la Retención de Talento en Solvo Global: Un Enfoque Estratégico con Machine Learning*. Semestre de industria. Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.

Estilo APA 7 (2020)







Centro de Documentación Ingeniería (CENDOI)

Repositorio Institucional: http://bibliotecadigital.udea.edu.co

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

Rector: John Jairo Arboleda

Decano/ director: Julio César Saldarriaga Molina Jefe departamento: Mario Alberto Gaviria Giraldo

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Tabla de contenido

Tabla de cor	ntenido	3
Lista de Figi	uras	4
Lista de Tab	olas	5
Resumen		6
Abstract		7
Introducción	1	8
1. Objetiv	vos	11
1.1 Objeti	ivo general	11
1.2 Objeti	ivos específicos	11
2. Marco teć	órico	12
3. Metodolo	gía	15
4. Análisis	s y resultados	18
4.1. Co	omprensión del negocio	18
4.1.1.	Entender el negocio	18
4.1.2.	Análisis exploratorio de variables	23
4.2. Pr	eparación y modelado de los datos	34
4.2.1.	Recopilación, extracción y transformación de datos	35
4.2.2.	Modelado Predictivo	36
4.3. Ev	valuación	39
4.3.1.	Indicadores Clave de Desempeño KPIs	39
4.3.2.	Monitoreo y evaluación de resultados	40
4.3.3.	Evaluación del Proyecto y Retroalimentaciones	41
5. Conclus	siones	45
Referencias		48

Lista de Figuras

Figura 1. Diagrama Ishikawa rotación Solvo	20
Figura 2. Diagrama de líneas por rotación mensual y promedio de días trabajados según rotacion	ión 24
Figura 3. Gráfico de barras según edad y estrato socioeconómico	25
Figura 4. Diagramas de barras según operación, ciudad, generación y nivel de inglés	26
Figura 5. Gráfico de líneas para rotación según vacaciones y diagramas de tortas para facturab remotos, e hijos	oles, 28
Figura 6. Diagrama de barras según la ciudad	29
Figura 7. Diagrama de barras según deudas e hijos	30
Figura 8. Diagrama de barras según nivel de inglés y estado civil	31
Figura 9. Diagrama de barras nivel académico	33
Figura 10. Diagrama de barras salario promedio según nivel académico	33
Figura 11. Precisión Vs. Recuperación	44

Lista de Tablas

Tabla 1. Metodología empleada.	15
Tabla 2. Matriz de priorización	21
Tabla 3. Factores relevantes para la rotación según la literatura	21
Tabla 4. Recopilación, extracción y transformación de datos	35
Tabla 5. Métodos de modelado de variables	37
Tabla 6. Medición de KPIs entrenamiento	40
Tabla 7. Medición de KPIs testeo	42

Resumen

Este proyecto de Solvo Global tiene como objetivo anticipar la rotación de empleados mediante un análisis profundo de los factores que influyen en la probabilidad de renuncia. Con el fin de reducir estratégicamente la tasa de rotación, se exploran patrones y variables críticas. La importancia de prevenir la deserción radica en el óptimo funcionamiento de la empresa y la minimización de costos asociados a la rotación, impactando directamente en el rendimiento en general. Durante el análisis detallado de los datos históricos en Solvo Global, se identificaron varios factores críticos que influyen significativamente en la rotación de empleados. La tasa de rotación ha mostrado un aumento alarmante, pasando del 9.94% en el último trimestre de 2023 al 12.38% en el primer trimestre de 2024. El modelo más destacado alcanzó una recuperación del 69% utilizando un enfoque de aprendizaje supervisado con regresión logística, balanceo de clases y selección de variables mediante el método PCA, acercándose notablemente al objetivo del 70%. Además, se planteó utilizar esta metodología para la detección temprana de casos susceptibles a rotación. Este enfoque integral busca no solo prever la rotación, sino también ofrecer soluciones proactivas para una gestión efectiva del capital humano.

Palabras clave: Rotación de empleados, Análisis Predictivo, estrategias de retención, talento humano, Machine Learning, Modelado de Rotación.

Abstract

This Solvo Global project aims to anticipate employee turnover through a comprehensive analysis of factors influencing resignation likelihood. To strategically reduce turnover rates, critical patterns and variables are explored. The importance of preventing attrition lies in optimizing company operations and minimizing turnover-associated costs, directly impacting overall performance. During detailed historical data analysis at Solvo Global, several critical factors significantly influencing employee turnover were identified. The turnover rate has shown a concerning increase, rising from 9.94% in Q4 2023 to 12.38% in Q1 2024. The leading model achieved a 69% recovery using a supervised learning approach with logistic regression, class balancing, and variable selection via PCA, closely approaching the 70% target. Furthermore, deploying this methodology for early detection of turnover-prone cases is proposed. This comprehensive approach aims not only to predict turnover but also to provide proactive solutions for effective human capital management.

Keywords: Employee turnover, Predictive Analytics, retention strategies, human talent, Machine Learning, Turnover Modeling.

Introducción

Solvo Global es una empresa dedicada a ofrecer soluciones de dotación de personal profesional calificado, comprometida con la contratación y entrenamiento de empleados para alcanzar los resultados deseados por sus clientes. La empresa se esfuerza por garantizar que los profesionales contratados sean altamente competentes y estén bien capacitados para cumplir con las necesidades de los clientes, además de brindar un servicio excepcional y asegurar la satisfacción del cliente. En un entorno laboral dinámico, la rotación de empleados, tanto interna como externa, es un factor crítico para cualquier organización. La gestión eficiente del capital humano es fundamental para el crecimiento sostenible y la viabilidad a largo plazo de las empresas. Una alta tasa de rotación conlleva costos significativos, afectando directamente la eficiencia y los procesos internos.

Durante el primer trimestre de 2024, Solvo Global experimentó una tasa de rotación mensual promedio del 12.38%, un porcentaje elevado considerando su plantilla de alrededor de 5 mil colaboradores. Andrea Fernández Durán (2022) destaca que en el sector de BPO, una tasa de rotación ideal ronda el 6.2%, indicando que la empresa enfrenta una rotación mayor a la óptima. Las tasas de rotación en el sector suelen ser elevadas debido a factores como el estrés laboral, competencia salarial, y falta de oportunidades de desarrollo. Estos desafíos subrayan la importancia de implementar estrategias efectivas para mejorar la retención de empleados y reducir los costos asociados con la alta rotación. Una rotación no controlada puede tener consecuencias negativas significativas para una empresa. Según Issa Lozano (2019, citado en Badel, año de publicación de Badel), reemplazar a un empleado puede costar hasta 12 veces su salario anual, además del tiempo de adaptación necesario para que el nuevo empleado alcance un rendimiento óptimo. El proceso de reemplazo también implica riesgos asociados con una posible mala contratación, lo que puede resultar en costos adicionales de capacitación y reprocesos. Además, como resalta Hernández (2011) la Academia Estadounidense de Médicos Familiares (AFFP) identifica factores como la falta de comunicación efectiva, insuficiencia de recursos y apoyo, y un ambiente laboral deteriorado como causas de alta rotación, afectando la retención de empleados y la estabilidad organizacional.

El objetivo principal de este proyecto no fue eliminar la rotación, sino dar a conocer datos que ayuden a controlarla de manera efectiva, esto se realizó identificando estrategias que gestionen la entrada y salida de talento de forma estratégica para enriquecer la fuerza laboral. En colaboración

con el departamento de recursos humanos, se transformaron los hallazgos en modelos y estrategias específicas adaptadas a las necesidades de Solvo Global. La retención de empleados y su satisfacción laboral dependen de factores como la alineación de necesidades personales y organizacionales, reconocimiento, y estabilidad laboral. La teoría de Maslow destaca la importancia de satisfacer tanto necesidades básicas como avanzadas para motivar a los empleados, mientras que procedimientos organizacionales como la selección de personal y evaluaciones de desempeño son esenciales para mantener el compromiso de los empleados.

La tasa de rotación en Solvo Global ha aumentado significativamente, pasando del 9.94% en último trimestre de 2023 al 12.38% en el primer trimestre de 2024, lo que evidencia un desafío creciente para Solvo en sus esfuerzos por tener una retención de talento humano. Según Hernández (2024) la rotación de empleados ha aumentado debido a la búsqueda de mejores oportunidades laborales, nuevas expectativas de trabajo, desapego a la cultura de empleo a largo plazo, y factores como salario, progresión de carrera, flexibilidad laboral, y equilibrio vida-trabajo. La pandemia y las nuevas generaciones han acelerado este cambio. Factores adicionales como el nivel de inglés y políticas de vacaciones también afectan la rotación. Los empleados con bajo nivel de inglés y menos días de vacaciones tienden a rotar más, subrayando la importancia del tiempo libre para el bienestar del personal. Responsabilidades familiares y deudas también juegan un papel en la retención.

Este estudio se encontraron diversos factores que influyen en la dinámica de la rotación, desde la competencia en inglés y las políticas de vacaciones hasta elementos demográficos y socioeconómicos. Es destacable que los empleados con dominio avanzado del inglés muestran menos tendencia a rotar en comparación con aquellos con habilidades limitadas en el idioma. Asimismo, la edad promedio de la fuerza laboral, que es de 27 años, y el uso extendido del transporte público entre los empleados subrayan las influencias demográficas en los comportamientos de búsqueda de empleo. Las modalidades de trabajo también emergen como determinantes significativos. Los empleados que trabajan de forma remota muestran una mayor estabilidad laboral, con una duración promedio de 407 días y una baja tasa de rotación del 3.89%. En contraste, aquellos ubicados en Cali tienen una permanencia promedio de 145 días y una tasa de rotación del 7.65%, destacando la necesidad de estrategias de retención adaptadas a las características locales del mercado laboral. La educación también influye notablemente, donde los

empleados sin estudios muestran una mayor permanencia y menor rotación en comparación con aquellos con títulos universitarios.

Basado en un conjunto de datos robusto que incluye registros detallados de empleados, patrones de ausentismo y resultados de encuestas sociodemográficas, se desarrollaron modelos analíticos. Rigurosos procesos de preprocesamiento de datos, como la corrección de valores atípicos y la estandarización de variables de rotación, garantizaron la precisión y confiabilidad de los resultados. Utilizando técnicas de aprendizaje supervisado como la regresión logística, el balanceo de clases y el Análisis de Componentes Principales (PCA), el modelo líder logró una tasa de recuperación del 69%, acercándose al objetivo del 70%. En las pruebas de validación, la regresión logística alcanzó un promedio del 66.75% de recuperación, mientras que el Gradient Boosting mostró un desempeño notable con un promedio del 66.5% y un máximo del 68%.

Estos hallazgos destacan la eficacia de las estrategias implementadas para modelar la rotación de empleados, subrayando su papel crucial en la planificación estratégica de recursos humanos en Solvo Global. Guiada por resultados positivos, se establecieron directrices estratégicas en colaboración con el Departamento de Attrition para mejorar la implementación del modelo. Reconociendo la importancia de identificar tempranamente a los empleados en riesgo de rotación, la empresa ha obtenido metodologías basadas en datos que han mejorado notablemente la precisión y las tasas de recuperación en la predicción de rotación, superando los métodos previamente utilizados. Este enfoque proactivo no solo se centra en prever la rotación, sino también en ofrecer soluciones personalizadas y estratégicas para mejorar la retención del talento y promover un entorno laboral más estable y productivo.

Objetivos

1.1 Objetivo general

Proponer algoritmos predictivos para examinar la rotación de empleados, identificar factores principales de dicha rotación con el fin de establecer mecanismo de alerta temprana, considerando la detección de trabajadores en riesgo de rotación, la precisión y recuperación del modelo y la disponibilidad de las predicciones.

1.2 Objetivos específicos

- Comprender a fondo la dinámica de rotación de empleados en Solvo mediante un análisis de datos históricos y un diagrama de Ishikawa.
- Preparar y modelar los datos históricos del departamento de Attrition en Solvo Global, junto con datos sociodemográficos actuales, para desarrollar un sistema predictivo de rotación de empleados.
- Evaluar la efectividad de los modelos apoyados en la retroalimentación del departamento de Attrition, para servir de apoyo a la creación de estrategias de retención.

2. Marco teórico

La inversión de tiempo y dinero es algo que no se recupera fácilmente; capacitar a un candidato y llevarlo a través de la curva de aprendizaje representa un retraso y un desgaste considerable para una empresa si la persona se va en el corto plazo. Es fundamental comunicar claramente al individuo las condiciones del cargo para que pueda tomar una decisión informada sobre si aceptarlo o no, considerando las variables pertinentes, ya que en caso contrario se le estaría privando de la oportunidad de otro candidato (Peña, 2016).

Ana Ramona Cabrera y María Teresa Ledezma explican que la rotación de empleados se define por la fluctuación de trabajadores dentro de una organización, reflejada en el número de personas que entran y salen de la misma. Esta dinámica, según las autoras, puede generar tanto efectos positivos como negativos en la empresa. Además, resaltan que este fenómeno puede afectar diversos aspectos organizacionales, como la productividad, la cohesión del equipo y la cultura laboral. Este enfoque brinda una visión clara sobre la movilidad laboral y sus posibles implicaciones en el contexto empresarial, subrayando la importancia de comprender y gestionar adecuadamente este fenómeno para fomentar un entorno laboral saludable y productivo (Cabrera Piantini, Ledezma Elizondo, & Rivera Herrera, 2011).

En el ámbito financiero, Jessica Gabriela Flores Palomino destaca el impacto negativo que la rotación de empleados puede tener en las empresas. Su investigación señala que a medida que la tasa de rotación aumenta, las empresas enfrentan costos adicionales, como la pérdida de productividad, la disminución de la calidad del trabajo y la necesidad de contratar y capacitar a nuevos empleados. Además, la autora sugiere que la rotación de empleados puede afectar negativamente la moral y la motivación de los empleados restantes, lo que puede resultar en una disminución adicional de la calidad del trabajo y la productividad. En este contexto, se destaca la importancia de que las empresas implementen estrategias efectivas para reducir la rotación de empleados y mejorar la retención del talento (Flores Palomino, 2016).

Pedro Gerardo Prieto enfatiza la necesidad imperante de establecer estrategias sólidas para la retención de personal en las empresas. Este enfoque se convierte en un pilar esencial para garantizar el seguimiento, la continuidad y la integración efectiva de los empleados en un entorno empresarial en constante globalización. Prieto destaca los impactos significativos en los resultados organizacionales derivados de los costos asociados a la rotación de personal y la capacitación de nuevos empleados. Además, resalta la contribución invaluable de empleados capacitados que han

demostrado compromiso, lealtad y desarrollo de habilidades, elementos cruciales para su propio desempeño y para fortalecer los procesos fundamentales de la empresa (Prieto Bejarano, 2013).

En un entorno empresarial donde la retención del talento se vuelve cada vez más relevante, la comprensión de los factores que contribuyen a la rotación de empleados adquiere una importancia significativa. A medida que las organizaciones buscan estrategias efectivas para retener a su personal, el análisis de Big Data emerge como una herramienta poderosa para identificar patrones y tendencias que pueden influir en la toma de decisiones estratégicas. Por lo tanto, explorar cómo el análisis de Big Data puede complementar los esfuerzos de retención de personal, lo que resulta significativo en la gestión actual de recursos humanos.

En su investigación de 2017, Alsghaier, Akour, Shehabat y Aldiabat destacan los beneficios clave de la implementación del análisis de Big Data en las operaciones comerciales. Este enfoque permite mejorar el rendimiento empresarial al optimizar operaciones, procesos y estrategias, lo que resulta en un aumento general de la eficiencia y productividad. Además, el análisis de Big Data facilita la toma de decisiones informadas al proporcionar información valiosa para fundamentar decisiones tanto operativas como estratégicas. Asimismo, permite identificar patrones y tendencias, lo que a su vez abre nuevas oportunidades para descubrir necesidades que podrían pasar desapercibidas de otro modo (Alsghaier, Akour, Shehabat, & Aldiabat, 2017).

En la gestión de proyectos, especialmente aquellos relacionados con el análisis de datos, seguir una ruta metodológica clara es fundamental para garantizar resultados eficientes y efectivos. La implementación de una metodología adecuada proporciona una guía estructurada que orienta a los equipos a lo largo de cada etapa del proceso, desde la comprensión inicial del problema hasta la evaluación final de los resultados.

Víctor Galán Cortina enfatiza la importancia de la metodología CRISP-DM en proyectos relacionados con datos, señalando que esta proporciona una estructura clara y sistemática para enfrentar el proceso de extracción de conocimiento de conjuntos de datos extensos. Destaca que esta metodología guía a los expertos a través de pasos definidos, que van desde la comprensión del negocio y los datos hasta la evaluación de los resultados, asegurando así un enfoque metódico y eficiente a lo largo de todo el proyecto (Galán Cortina, 2015).

En la búsqueda de soluciones efectivas para abordar la rotación de empleados, la aplicación de técnicas avanzadas de análisis de datos se ha vuelto fundamental. La creciente disponibilidad de datos y el desarrollo de herramientas de análisis, como los modelos de Machine Learning, han

permitido a las organizaciones profundizar en la comprensión de los factores que influyen en la rotación del personal. Estos avances tecnológicos han abierto la puerta a nuevas oportunidades para identificar patrones, tendencias y señales tempranas de renuncia, lo que facilita la adopción de medidas preventivas y estratégicas para retener el talento clave.

Carolina Henao destaca los resultados del modelo de Machine Learning presentados en el trabajo final de maestría donde demuestra que el XGBoost es el modelo más efectivo para predecir la propensión a la renuncia voluntaria de los colaboradores de la Caja de Compensación Comfenalco Antioquia, con una precisión del 87,3%. Este hallazgo respalda la viabilidad de desarrollar una herramienta que implemente técnicas de estadística o Machine Learning para determinar la propensión a la renuncia de un empleado a partir de la información histórica del personal y su rotación en las bases de datos de una empresa. Además, se destaca que la herramienta diseñada puede ser puesta en producción, lo que sugiere su potencial utilidad en la toma de decisiones estratégicas en el ámbito de recursos humanos (Henao Ríos, 2021).

3. Metodología

La metodología propuesta combina enfoques cuantitativos y cualitativos para abordar de manera integral la problemática de la rotación de empleados en Solvo Global. A continuación, se detallan las fases y técnicas específicas que guiarán el desarrollo de este proyecto. Siguiendo la metodología basada en CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), se delinea una ruta de trabajo meticulosa que orientó el desarrollo de nuestro proyecto de modelado predictivo centrado en el control de la rotación de talento humano en Solvo Global. Esta metodología abarca diversas etapas, incluyendo la Comprensión del Negocio, la preparación de datos, el modelado y la evaluación. Al emplear esta estructura, se buscó establecer un enfoque sistemático y robusto que permite abordar de manera efectiva los retos asociados con la retención del talento humano.

Tabla 1. Metodología empleada.

Objetivo específico	Etapa metodológica	Resultados obtenidos	
1. Comprensión del negocio	1.1. Entender el negocio.	1.1.1. Este análisis implicó la elaboración de un diagrama de Ishikawa para obtener una comprensión exhaustiva de la problemática actual. A través de este proceso, se identificaron las causas subyacentes que contribuyen a la alta rotación de personal. Este enfoque permitió un conocimiento detallado y profundo del estado actual del problema, destacando factores críticos y áreas específicas que requieren intervención.	
	1.2. Análisis exploratorio de los datos.	1.2.1. Se realiza un análisis detallado de los datos históricos para identificar patrones y tendencias significativas en la rotación de empleados. El análisis exploratorio permitió entender la distribución de variables clave y detectar posibles relaciones entre diferentes factores.	
2. Preparación y modelado de los datos	2.1. Recopilación, extracción y transformación de datos	2.1.1. Se emplearon los registros históricos de Solvo Global, los cuales albergan información crucial sobre la rotación de empleados. Estos datos fueron	

		sometidos a procesos de transformación y adecuación para
		garantizar la construcción de un modelo preciso.
		2.2.1. Se llevó a cabo un enfoque integral y
		exhaustivo para la concepción y entrenamiento de modelos
	2.2. Modelado	de aprendizaje supervisado, aprovechando una amplia
	Predictivo	variedad de algoritmos y técnicas de modelado. La
		elección de algoritmos se fundamenta en su eficacia
		demostrada en el rendimiento de los KPIs.
		3.1.1. Índice de recuperación en la detección de
		rotación de empleados: este indicador evalúa la efectividad
		del modelo para detectar las rotaciones de personal.
		3.1.2. Índice de precisión de detección de rotación
		de empleados: Este indicador evalúa la efectividad del
		modelo en la clasificación total de la rotación de
		empleados, considera la clasificación tanto los empleados
	3.1. Indicadores	que continúan como los que rotan.
	Clave de Desempeño	3.1.3. Número de errores de predicción de
	KPIs	empleados que no rotan, pero en realidad rotan: Este
		indicador mide la cantidad de empleados que el modelo
3. Evaluación		predice incorrectamente como no rotativos, pero que en
		realidad terminan rotando.
		3.1.4. Número de detecciones de empleados en
		riesgo de rotación: este indicador revela cuántos
		empleados se prevé que rotarán según el modelo
		predictivo.
		3.2.1. Se lleva a cabo un periodo de monitoreo para
	3.2. Monitoreo y evaluación de resultados	evaluar la efectividad sostenida de los modelos. Con los
		datos obtenidos, se realiza ajustes para mejorar la
		predicción, basándose en un análisis continuo de los datos
		y en la retroalimentación proporcionada por el
		departamento de Attrition.

	3.3.1. Se llevó a cabo una evaluación exhaustiva
	de los resultados obtenidos durante el testeo de los
3.3. Evaluación del	modelos. Se analizarán detalladamente los indicadores
Proyecto y Retroalimentaciones	clave de rendimiento KPI. Este análisis permitió
	identificar áreas de mejora y proponer ajustes estratégicos
	en el modelo y en las estrategias implementadas.

4. Análisis y resultados

Para comprender la situación actual de rotación de personal en Solvo Global, se implementó un enfoque multi metodológico que ofreció una visión holística y detallada de las causas subyacentes. Este enfoque integró: un diagrama de causa-efecto para identificar sistemáticamente los factores críticos; un análisis bibliográfico exhaustivo para explorar causas documentadas en la literatura; entrevistas abiertas con empleados para capturar percepciones y enriquecer la comprensión del fenómeno; y un análisis exploratorio de datos para identificar patrones y tendencias en factores clave que influyen en la rotación. La combinación de estas metodologías permitió desarrollar perfiles detallados y obtener retroalimentaciones valiosas sobre las causas y sus interrelaciones. El objetivo final es utilizar estos hallazgos para tomar decisiones informadas y desarrollar estrategias efectivas que reduzcan la rotación y mejoren la retención del talento en Solvo Global.

4.1. Comprensión del negocio

Para obtener una visión integral de la rotación de personal en Solvo Global, se implementó un enfoque multi metodológico. Este enfoque incluyó: la elaboración de un diagrama de Ishikawa para visualizar sistemáticamente las relaciones entre factores críticos; un análisis bibliográfico exhaustivo para explorar causas documentadas en la literatura; entrevistas abiertas con empleados para capturar sus percepciones; y un análisis exploratorio de datos para identificar la influencia de factores clave en la rotación. La integración de estos métodos permitió desarrollar una comprensión profunda del fenómeno, identificando las razones subyacentes de la deserción y sus interrelaciones. El objetivo final es utilizar estos hallazgos para desarrollar perfiles detallados que guíen la implementación de estrategias de retención efectivas, fundamentadas en datos y en la realidad específica de Solvo Global.

4.1.1. Entender el negocio

El análisis exhaustivo de la rotación de personal en Solvo Global se estructuró en torno a siete categorías fundamentales: personas, métodos, planificación estratégica, tiempo, recursos, información y comunicación. Esta metodología permitió una evaluación integral de los aspectos operativos de la empresa, proporcionando una visión detallada de las dinámicas internas que influyen en la retención del talento humano. Paralelamente, se llevó a cabo un análisis bibliográfico

exhaustivo para situar las causas identificadas en un contexto teórico amplio, lo que enriqueció aún más la comprensión de los factores críticos que afectan a la organización. Esta combinación de métodos no solo facilitó la identificación de las causas subyacentes de la rotación de empleados, sino que también sentó las bases para el desarrollo de estrategias efectivas de retención. Al integrar la retroalimentación de los empleados a través de entrevistas abiertas, se logró una perspectiva enriquecida sobre los desafíos percibidos y las oportunidades de mejora dentro de Solvo Global, consolidando así un enfoque holístico para abordar este importante problema organizacional.

Para profundizar en la percepción de los empleados, se llevaron a cabo entrevistas abiertas con cinco trabajadores, cada una con una duración aproximada de 20 minutos. Estas entrevistas, desarrolladas mediante técnicas como el Brainstorming, proporcionaron retroalimentaciones valiosas sobre las causas potenciales de la rotación desde la perspectiva de los empleados. La información recopilada de las entrevistas se integró al diagrama de Ishikawa, creando una representación visual comprehensiva de las causas identificadas y sus interrelaciones. Este enfoque permitió una estructuración clara de los diversos factores que inciden en la rotación de personal en Solvo Global, incluyendo aspectos como la gestión del tiempo, los recursos disponibles, la calidad de la información y la comunicación.

Figura 1. Diagrama Ishikawa rotación Solvo



Dado que las causas de la rotación de personal son muy diversas y considerando el alcance del proyecto, se decidió estructurar una priorización de las causas. El objetivo era identificar una causa principal teniendo en cuenta tanto el impacto como la frecuencia, optimizando así los recursos destinados a abordar la problemática. Para ello, se elaboró una matriz de priorización, en la cual se clasificaron los problemas según su impacto y frecuencia en una escala del uno al cuatro. En esta escala, uno índica que la problemática tiene una prioridad baja para ser solucionada, en caso de ser cuatro es alta. Esta metodología facilitó la identificación de problemas secundarios que, aunque no tan urgentes, podrían ser abordados en etapas posteriores, garantizando un enfoque integral y sostenible para mejorar la retención de personal.

Tabla 2. Matriz de priorización

Matriz de priorización		Frecuencia	
		Baja	Alta
T .	Bajo	1	2
Impacto	Alto	3	4

En la tabla 2 se detallan exhaustivamente las causas que tienen un impacto significativo en Solvo, basándose en los resultados obtenidos tanto de la revisión de la literatura como de las percepciones clave de los entrevistados en relación con la rotación de personal dentro de la compañía. Las referencias académicas proporcionan una base sólida para entender la relevancia de cada factor en este fenómeno y subrayan la necesidad urgente de implementar acciones correctivas efectivas. Mediante el uso de una matriz de priorización rigurosa, se identificaron de manera meticulosa las causas más relevantes y críticas que afectan a Solvo. Esta metodología facilita la toma de decisiones estratégicas, asegurando que los recursos disponibles se asignen de manera óptima y se concentren en abordar las causas con mayor impacto y prioridad. Este enfoque no solo permite una gestión eficiente de la rotación de personal, sino que también promueve mejoras sostenibles en la retención de talento en la organización.

Tabla 3. Factores relevantes para la rotación según la literatura

Factor	Referencia en la literatura	Prioridad		
Personal	De acuerdo con Koontz & Weilhrich (citado por Domínguez, 2015),			
	los individuos están motivados por diversas razones para cumplir con sus compromisos y responsabilidades, buscando alcanzar sus metas personales. Cuando estas necesidades están alineadas con los			
			objetivos de la organización, se incrementa la motivación para	
			cumplir con los objetivos organizacionales.	
	Métodos	Según De Juan (2004), para realizar un proceso de selección efectivo		
		es fundamental que las necesidades y expectativas de los candidatos se alineen con los objetivos organizacionales y los beneficios que la		
empresa ofrece.				

Tiempo	Según Colorado (2017), la sobrecarga laboral puede tener un				
	impacto significativo en el rendimiento de los trabajadores, ya que				
	enfrentarse a una carga excesiva de tareas provoca fatiga, estrés y	3			
	agotamiento. Esta situación se manifiesta en una disminución tanto				
	de la calidad como de la cantidad del trabajo realizado, así como en				
	niveles elevados de insatisfacción laboral.				
	Según Arano, Cano y Olivera (2012), el software, al ser una				
D	herramienta tecnológica fundamental, permite automatizar	3			
Recursos	procesos, gestionar información de manera eficiente y mejorar la				
	toma de decisiones en las organizaciones.				
	Según León, Rivera, Ojeda, Nogueira, y Nariño (2020), la				
	documentación de procesos es esencial para la gestión y mejora				
Información	organizacional, ya que asegura la eficiencia, eficacia y transparencia	4			
Informacion	en todas las actividades. Además, proporciona un marco claro y	4			
	detallado que facilita la comprensión de procedimientos, roles y				
	responsabilidades dentro de la organización.				
	La predicción de la rotación de empleados es un aspecto crítico de				
Planificación	la planificación estratégica. Según Palacio (2023), anticipar y				
	gestionar eficazmente la salida de personal clave permite a las	4			
estratégica	organizaciones implementar medidas preventivas para retener				
	talento y mantener la estabilidad laboral.				

Como se puede observar en la tabla 2 las causas que tienen una mayor prioridad son los temas personales, los cuales se deben a razones tanto personales como profesionales, y son muy variables para centrar esfuerzos en solucionar esta problemática. Cada trabajador tiene sus propias necesidades y expectativas, lo que hace que, con el alcance del proyecto, sea complejo abordar esta problemática de manera efectiva. La falta de información documentada también es un factor crucial, ya que contar con esta información puede tener un gran impacto a la hora de elaborar planes de retención. Sin embargo, la empresa enfrenta limitaciones de tiempo y un gran número de empleados, lo que hace que estructurar una documentación exhaustiva y detallada sea un desafío.

Además, esto implicaría la necesidad de personal adicional y la implementación de nuevos procesos, complicando aún más la situación. Por tanto, aunque ambas causas son prioritarias, su abordaje presenta complejidades significativas dentro del alcance actual del proyecto.

Por tanto, se decidió escoger entre las causas más prioritarias la falta de previsión de la rotación, ya que la empresa cuenta con bases de datos históricas de la rotación, encuestas sociodemográficas individualizadas y una base de datos donde se registran los ausentismos de cada trabajador. Esto presenta una mayor viabilidad para trabajar en esta propuesta. La predicción de la rotación de empleados permite anticipar y gestionar eficazmente la salida de los colaboradores, facilitando la implementación de medidas preventivas y estrategias efectivas. Al conocer qué personal se encuentra en riesgo de salir, se pueden reducir costos y esfuerzos, además de mejorar la experiencia de los colaboradores. Esta estrategia no solo optimiza los recursos de la empresa, sino que también contribuye a un ambiente laboral más estable y satisfactorio para todos los empleados. La capacidad de prever la rotación permite planificar con antelación las contrataciones y capacitaciones necesarias, asegurando una transición más suave y menos disruptiva cuando ocurren cambios en el personal. En última instancia, esto fortalece la retención de talento y promueve una cultura organizacional más resiliente. Esta metodología no solo mejora la gestión de recursos humanos, sino que también incrementa la eficiencia operativa y el bienestar general de la fuerza laboral.

4.1.2. Análisis exploratorio de variables

Se decidió hacer un análisis exploratorio utilizando la herramienta Power BI para examinar los datos obtenidos en el proceso de extracción. En esta exploración, se observaron los tipos de ausentismos y su evolución a lo largo del tiempo, así como los datos históricos del departamento de Attrition y datos sociodemográficos. Estos datos incluyen variables importantes como los días trabajados, las renuncias y las personas involucradas, las modalidades de trabajo, la oficina en la que laboran, el director responsable, el rango salarial y la operación en la que están empleados. Además, se consideraron variables sociodemográficas de cada colaborador, tales como la edad, si poseen visa, el estrato socioeconómico, la experiencia en BPOs, el nivel de inglés, el nivel académico, si tienen hijos o mascotas, si realizan actividad física, su estado civil y el tipo de transporte que utilizan, entre otras. Se estudiaron específicamente estas variables para los

empleados que han renunciado históricamente, permitiendo una comprensión integral de los factores que pueden influir en la rotación del personal.

Toda esta información se analiza con el objetivo de identificar las razones detrás de la deserción de los trabajadores. Al comprender estos factores, es posible crear perfiles detallados que permitan abordar las problemáticas de manera más estratificada y específica. El uso de Power BI facilita la visualización y el análisis de estas variables, proporcionando una visión clara de cómo se interrelacionan y cómo impactan en la retención de personal. Esto permite a la organización diseñar estrategias de retención más efectivas y personalizadas, basadas en datos concretos y en el análisis de tendencias históricas y demográficas. Al tener un enfoque basado en datos, la empresa puede tomar decisiones más informadas y proactivas para mejorar el entorno laboral. Además, la capacidad de segmentar los datos sociodemográficos y laborales permite identificar subgrupos específicos dentro de la fuerza laboral que pueden requerir diferentes tipos de intervención y apoyo. Esta estrategia integral y detallada asegura que las medidas tomadas no solo sean reactivas, sino también preventivas, abordando las causas raíz de la deserción antes de que se conviertan en problemas mayores.

Rotación por mes Promedio mensual de días trabajados según si roto 350 14.05% 14% 300 27951 250 12% 209.92 188,34 200 208.26 10% 8,53% 159.81 100 7,78% 45,96 0 may 2023 jul 2023

Figura 2. Diagrama de líneas por rotación mensual y promedio de días trabajados según rotación abajados según rotación

Fuente: Elaboración propia

El gráfico de líneas de la figura 2 muestra una preocupante tendencia al alza en la tasa de rotación externa, la cual ha pasado del 4,26% en mayo de 2023 al 11,86% en marzo de 2024. Este incremento puede ser atribuido, en parte, a la incertidumbre laboral generada por la pandemia, que ha impulsado a muchos trabajadores a buscar mayor estabilidad en sus empleos. Un análisis más profundo, comparando los días trabajados con la variable binaria de rotación (Attrition), revela que

los empleados que permanecen en la empresa tienen una antigüedad promedio de 9,57 meses, mientras que aquellos que experimentan rotación solo laboran en promedio 6 meses. Si bien la diferencia no es abismal, sugiere una correlación entre la antigüedad y la probabilidad de permanencia en la empresa. Este patrón podría indicar que los empleados que acumulan más tiempo en la compañía desarrollan un mayor sentido de fidelidad y compromiso, haciéndolos menos propensos a renunciar voluntariamente. La experiencia acumulada, la familiarización con la cultura organizacional y el desarrollo de relaciones interpersonales podrían contribuir a este apego a la empresa.

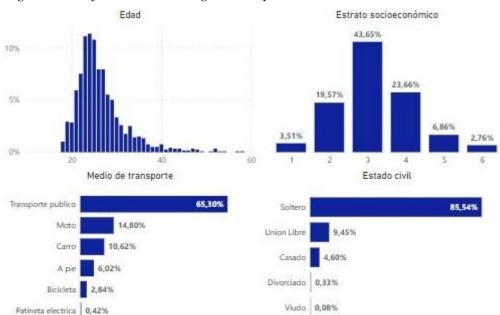


Figura 3. Gráfico de barras según edad y estrato socioeconómico

Fuente: Elaboración propia

La figura 3 revela un perfil sociodemográfico de la fuerza laboral caracterizado por su juventud, con una edad promedio de 27 años. Esta tendencia se confirma por la distribución normal con sesgo positivo, indicando una prevalencia de empleados jóvenes. Esta característica podría estar parcialmente relacionada con la alta tasa de rotación observada, según Hernández (2024) debido a la búsqueda de mejores oportunidades laborales, nuevas expectativas de trabajo, desapego a la cultura de empleo a largo plazo, y factores como salario, progresión de carrera, flexibilidad laboral, y equilibrio vida-trabajo. La pandemia y las nuevas generaciones han acelerado este cambio. En cuanto al estrato socioeconómico, la gráfica muestra que el 44% de los colaboradores

pertenece a la clase media. Si bien este segmento no se encuentra en situación de pobreza, aspira a mejorar su nivel de vida, lo cual podría motivarlos a buscar nuevos empleos con mayores ingresos y mejores perspectivas de crecimiento. Adicionalmente, el análisis del medio de transporte utilizado para llegar al trabajo revela que el 71% de los empleados utiliza transporte público o camina, mientras que solo el 29% posee vehículo propio. Esta situación podría incentivar a los trabajadores a buscar empleos que les permitan adquirir un medio de transporte propio, lo que implicaría un aumento en sus ingresos.

Por último, el 85% de los colaboradores son solteros. Este factor también podría contribuir a la rotación, ya que las personas solteras generalmente tienen menos responsabilidades familiares y, por lo tanto, mayor flexibilidad para cambiar de empleo. En conjunto, este análisis del perfil sociodemográfico de la fuerza laboral sugiere que la juventud, las aspiraciones de mejora socioeconómica, las limitaciones de transporte y la soltería podrían ser factores que inciden en la alta tasa de rotación observada. La empresa debería considerar estos aspectos al diseñar estrategias de retención de talento que respondan a las necesidades y motivaciones específicas de este grupo poblacional. Fortalecer programas de desarrollo profesional, planes de compensación y beneficios competitivos, mejorar el acceso a medios de transporte y un ambiente laboral flexible e inclusivo podrían ser acciones efectivas para reducir la rotación y fortalecer la cultura organizacional.

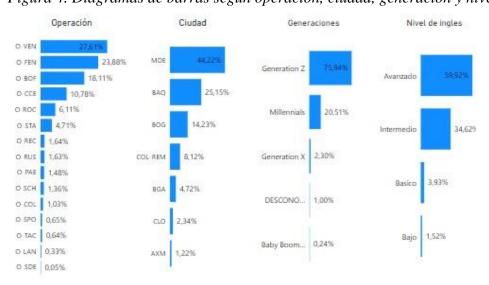


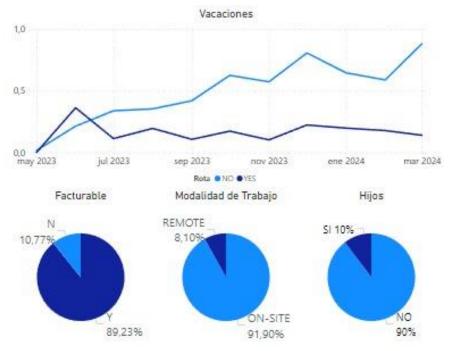
Figura 4. Diagramas de barras según operación, ciudad, generación y nivel de inglés

Fuente: Elaboración propia

La figura 4 muestra una distribución geográfica desigual de la fuerza laboral, con Vensure, Front End, Back Office y Contact Center concentrando cerca del 81% de los empleados. Cada una de estas áreas implementa estrategias de retención específicas, alineadas con las características y necesidades de sus perfiles laborales. Medellín, como principal centro de operaciones, alberga al 44% de la plantilla total. Sin embargo, esta ciudad enfrenta el desafío de la gentrificación, que impulsa el aumento del costo de vida y, como consecuencia, puede generar movilidad laboral entre los empleados. Barranquilla, con el 25% de la población laboral, también experimenta altos costos de vida, lo que incentiva a los trabajadores a buscar nuevas oportunidades laborales. Fortalecer el compromiso con las causas sociales existentes es crucial, especialmente considerando que el 76% de la fuerza laboral pertenece a la Generación Z. Esta generación valora altamente la sostenibilidad ambiental, la diversidad, la equidad y la inclusión en su entorno laboral. La empresa debe promover activamente estos valores en todos sus niveles para atraer y retener a este talento.

Cabe destacar que el 94% de los empleados posee un nivel intermedio o avanzado de inglés, lo que abre un abanico de oportunidades laborales en un contexto globalizado donde este idioma es fundamental. La empresa debe aprovechar esta ventaja para ofrecer a sus colaboradores oportunidades de desarrollo profesional y crecimiento internacional. En resumen, la distribución geográfica de la fuerza laboral, las estrategias de retención específicas por área y las características de la Generación Z plantean desafíos y oportunidades para la empresa. Fortalecer el compromiso social, promover un ambiente laboral diverso e inclusivo, y aprovechar las habilidades en inglés del talento son acciones claves para optimizar la gestión del personal, reducir la rotación y fortalecer la competitividad de la organización.

Figura 5. Gráfico de líneas para rotación según vacaciones y diagramas de tortas para facturables, remotos, e hijos



La figura 5 revela un dato interesante: los empleados con menos días de vacaciones tienden a tener una mayor tasa de rotación. Esto sugiere que el tiempo libre es un factor crucial para el bienestar y la retención del personal, ya que les brinda el espacio necesario para actividades personales y descanso. La empresa debería considerar revisar su política de vacaciones para garantizar que sea competitiva y satisfaga las necesidades de sus colaboradores. En cuanto a la composición de la fuerza laboral, la mayoría de los empleados se desempeñan como agentes facturables, quienes interactúan directamente con los clientes, reflejando la orientación hacia el BPO de la empresa y marcando una tendencia en la rotación dentro de este grupo. En adición, es importante considerar que el trabajo remoto está ganando popularidad como opción laboral, y el 92% de los colaboradores de la empresa trabajan de forma presencial. Esta dinámica podría influir en las decisiones de rotación, ya que algunos empleados podrían preferir la flexibilidad y autonomía que ofrece el trabajo remoto.

Otro factor para considerar es que el 90% de los colaboradores no tiene hijos. Si bien esto podría indicar una menor necesidad de estabilidad laboral, también es importante analizar las preferencias de los empleados en este sentido. La empresa debería realizar encuestas o entrevistas

para comprender mejor las expectativas y necesidades de sus colaboradores en cuanto a conciliación familiar y laboral. En conjunto, este análisis del tipo de trabajo, los días de vacaciones y las responsabilidades familiares sugiere que la empresa debería revisar sus políticas y prácticas para adaptarse a las tendencias del mercado laboral actual y a las necesidades específicas de su fuerza laboral. Ofrecer más días de vacaciones, implementar opciones de trabajo remoto y brindar apoyo a los empleados con responsabilidades familiares podrían ser estrategias efectivas para mejorar la satisfacción laboral, reducir la rotación y fortalecer la cultura organizacional.

Días trabajados según ciudad

8 % 7,65 % 7,36 %

407

200

201

311

265

205

183

147

145

2 %

Call gogoda Arraenana Arraena Arraena Regarrantulla Regar

Figura 6. Diagrama de barras según la ciudad

Fuente: Elaboración propia

La figura 6 revela un dato interesante: los empleados que trabajan de forma remota tienen una mayor permanencia en la empresa, con una duración promedio de 407 días y una tasa de rotación del 3.89%. Esta tendencia se alinea con la evolución tecnológica y la creciente adopción de modalidades de trabajo flexibles, como el teletrabajo. La demanda por este tipo de opciones laborales está en aumento, lo que representa un factor significativo para la retención de personal, ya que ofrece beneficios tanto para la empresa como para los colaboradores, incluyendo facilidades y ahorro de costos. En contraste, la ciudad de Cali presenta un panorama diferente: los empleados tienen una duración promedio de solo 145 días y una tasa de rotación superior al promedio, alcanzando el 7.65%. Esta situación indica que los colaboradores en Cali tienden a cambiar de empleo con mayor frecuencia, lo que podría estar relacionado con factores locales específicos que influyen en su estabilidad laboral.

La empresa debería realizar estudios específicos en Cali para comprender mejor las motivaciones y necesidades de sus colaboradores en esta ubicación. Implementar estrategias de retención personalizadas, que consideren las características del mercado laboral local y las expectativas de los empleados en Cali, podría ser fundamental para reducir la rotación en esta ciudad y fortalecer la presencia de la empresa en la región. En definitiva, el análisis de la modalidad de trabajo y la ubicación geográfica de la fuerza laboral revela patrones importantes que deben ser considerados para optimizar la gestión del personal y reducir la rotación. Ofrecer opciones de trabajo flexibles, como el teletrabajo, y adaptar las estrategias de retención a las características de cada ubicación, son acciones claves para mejorar la satisfacción laboral, fortalecer el compromiso de los colaboradores y contribuir al éxito de la organización en su conjunto.

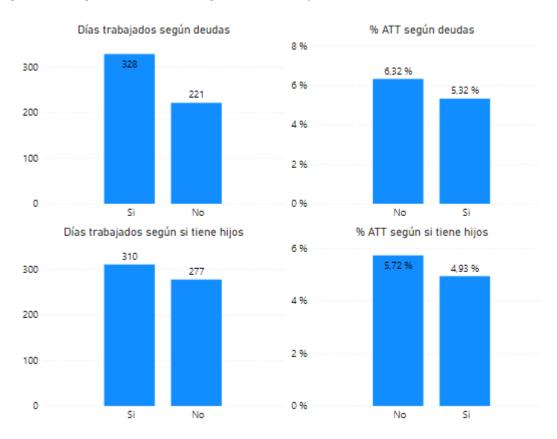


Figura 7. Diagrama de barras según deudas e hijos

Fuente: Elaboración propia

En la figura 7 se presentan datos relevantes sobre la duración promedio y la tasa de rotación de empleados en relación con sus deudas e hijos. Es importante destacar que los empleados con

deudas 328 días permanecen en la empresa un 49% más de tiempo en promedio que aquellos sin deudas 221 días. Sin embargo, la diferencia en la tasa de rotación es relativamente pequeña, con solo 1 punto porcentual, 6.32% vs. 5.32%. Este hallazgo sugiere que las deudas no son un factor determinante fundamental en la decisión de rotar del personal. En cuanto a los empleados con hijos, estos experimentan una duración promedio de 310 días mayor, 33 días en comparación con aquellos sin hijos. No obstante, la diferencia en la tasa de rotación entre estos grupos es casi imperceptible 0.79%, lo que indica que tener hijos no tiene un impacto significativo en la decisión de rotar, aunque podría tener una leve influencia en la estabilidad laboral. Si bien los empleados con deudas y con hijos permanecen en la empresa un poco más de tiempo en promedio, la tasa de rotación no presenta diferencias considerables entre estos grupos. Esto sugiere que otros factores, además de las deudas e hijos, juegan un papel más importante en la decisión de los empleados de rotar.

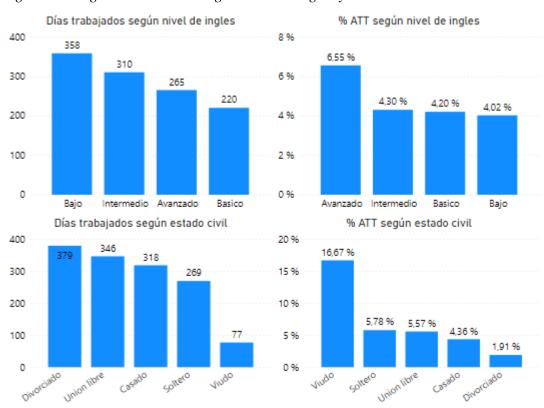


Figura 8. Diagrama de barras según nivel de inglés y estado civil

Fuente: Elaboración propia

La figura 8 ofrece información reveladora sobre la duración promedio y la tasa de rotación de los empleados en función de su nivel de inglés y estado civil. Es interesante observar que los empleados con un bajo nivel de inglés presentan una mayor duración promedio en la empresa 358 días en comparación con aquellos con un nivel más alto. Esta tendencia podría explicarse por las limitadas oportunidades laborales externas que enfrentan los empleados con un dominio deficiente del inglés, lo que los incentiva a permanecer en la empresa actual. Por otro lado, los empleados con un nivel avanzado de inglés experimentan una tasa de rotación considerablemente más alta, 6.55% más de dos puntos porcentuales superior a la de otros niveles de competencia. Este hallazgo sugiere que el dominio del inglés les abre nuevas y atractivas oportunidades laborales, impulsando la rotación del personal.

En cuanto al estado civil, se observa que los empleados divorciados trabajan en promedio 379 días en la empresa, presentando la tasa de rotación más baja 1.91%. Esta tendencia podría atribuirse a que el divorcio suele generar mayores responsabilidades y la necesidad de estabilidad financiera, lo que motiva a los empleados a permanecer en la empresa actual. En contraste, el grupo de empleados viudos presenta un comportamiento inusual, con un promedio de solo 77 días trabajados y una tasa de rotación del 16.67%. Este patrón podría explicarse por factores como el estrés emocional, cambios en las prioridades y otras presiones personales que surgen tras la pérdida de la pareja. Se puede decir que los empleados divorciados presentan una mayor estabilidad laboral, mientras que los viudos experimentan una rotación considerablemente más alta, posiblemente debido a factores emocionales y personales.

Días trabajados según nivel academico % ATT según nivel academico 1000 8 % 800 600 400 340 339 320 309 301 2 % 200 Area ways serving and curso Techico terminado HELINEL SETTIMETORY EN CLUSED ACCOM SET THE PROPERTY OF S Tecnico en curso Recordodia en curso Maestria en curso Prestado en Cu Tecnico en cui pregrado termin Martin en lermin Pregrado termin Maestria termin Pregrado en Especialización terr Techico term Tecnologia en

Figura 9. Diagrama de barras nivel académico

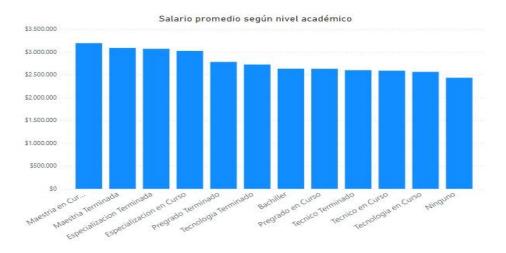


Figura 10. Diagrama de barras salario promedio según nivel académico

Fuente: Elaboración propia

Un análisis conjunto de las figuras 9 y 10 revela patrones interesantes en la rotación de personal según el nivel educativo. Los empleados sin estudios presentan la mayor duración promedio en la empresa 970 días y la tasa de rotación más baja 0%. Esto sugiere que, al tener oportunidades laborales limitadas y ubicarse en el rango salarial más bajo, se ven menos

incentivados a buscar un nuevo empleo. En contraste, los empleados con título de bachiller experimentan la tasa de rotación más alta entre las categorías analizadas. Esto podría explicarse por la combinación de oportunidades de crecimiento limitadas, la naturaleza repetitiva y menos desafiante de sus tareas, y una menor compensación en comparación con empleados con mayor nivel educativo. Estos factores generan desmotivación y una búsqueda activa de trabajos más estimulantes.

Los empleados con estudios superiores (pregrado, técnicos o especializaciones) también presentan una tasa de rotación considerable. Este grupo se encuentra en una etapa de crecimiento profesional donde buscan constantemente nuevas oportunidades que les permitan avanzar en sus carreras. Además, suelen ocupar los rangos salariales más bajos después de aquellos sin estudios, lo que podría incentivar la búsqueda de mejores compensaciones. Los datos revelan una relación compleja entre el nivel educativo y la rotación de personal. La falta de oportunidades, la desmotivación y la búsqueda de mejores perspectivas laborales impulsan la rotación en ciertos grupos. La empresa debería considerar estrategias para mejorar las oportunidades de crecimiento, la motivación y la compensación, especialmente para empleados con bachillerato y aquellos que cursan estudios superiores, a fin de reducir la rotación y fomentar la retención del talento.

4.2. Preparación y modelado de los datos

Se estableció un periodo a partir de mayo de 2023, además, se implementó un ciclo mensual para la recopilación de toda la información para mejorar la consistencia e interpretabilidad de los resultados, facilitando una revisión más precisa de los casos previstos por el algoritmo. Para garantizar un análisis claro y preciso, se realizó un riguroso proceso de preprocesamiento y limpieza de datos utilizando Python y Excel. Este proceso incluyó técnicas de binarización de variables categóricas, escalado de variables numéricas, balanceo de clases y selección de variables. Como resultado, se crearon cinco conjuntos de datos, variando en el balanceo de clases y la selección de variables, ya sea utilizando todas las variables disponibles, aplicando modelos de selección o enfocándose únicamente en las más relevantes según el análisis exploratorio. Además, se utilizaron diferentes modelos de aprendizaje automático. La evaluación de los resultados se llevó a cabo mediante KPIs propuestos, proporcionando datos cuantitativos cruciales para la selección de técnicas y procesos aplicados. Estos KPIs incluyeron el índice de recuperación en la detección de rotación de empleados, el índice de precisión en la detección de rotación de empleados, el índice de precisión en la detección de rotación de empleados, el

número de errores de predicción de empleados que rotan incorrectamente identificados como no rotativos, y el número de detecciones de empleados en riesgo de rotación.

4.2.1. Recopilación, extracción y transformación de datos

Durante el desarrollo del proyecto, se emplearon los registros históricos de Solvo Global como fuente principal de datos para estudiar detalladamente la rotación de empleados. Estos datos fueron sometidos a procesos exhaustivos de transformación y consolidación con el objetivo de asegurar la calidad y precisión del modelo construido. Se recopiló información clave de diversas bases de datos, que incluyen detalles completos sobre los empleados, sus patrones de ausentismo, así como los resultados detallados de una encuesta sociodemográfica que cubrió una amplia parte de la población en total 65%. Posteriormente, se aplicaron filtros meticulosos para mejorar la integridad del conjunto de datos, se identificaron y corrigieron valores atípicos utilizando métodos estadísticos robustos. Finalmente, todas las fuentes de datos fueron unificadas mediante un proceso de concatenación, permitiendo un análisis integrado y coherente. Para facilitar la interpretación y el análisis, se estandarizó la variable de rotación como una variable binaria que distingue entre la permanencia y la salida de los empleados de la organización.

Tabla 4. Recopilación, extracción y transformación de datos

Proceso	Descripción	
		Gestionado por el departamento de
	Base de datos de	Attrition, incluye 55 variables que reflejan
	Attrition	información detallada de cada empleado en relación
		con la compañía.
		Contiene 12 variables sobre novedades de
Recopilación de		ausentismo de los colaboradores, requirió un
información	Base de datos de	preprocesamiento exhaustivo para consolidar la
	Midasoft	información. Clasificación inicial en Excel por
		categorías de ausentismo, número de incidencias y
		días en cada estado por mes.
	Encuesta	Aporta 55 variables y cubre el 65% de la
	sociodemográfica	población. Se decidió utilizarla debido a la valiosa

	información que proporciona, mejorando			
	significativamente el entendimiento del modelo.			
	Para mejorar la calidad del conjunto de datos, se aplicaron varios			
	filtros. Se eliminaron las variables con más del 50% de datos nulos y			
	aquellas con muy baja variabilidad. También se excluyeron las variables			
Ellanda da data	con más de 200 categorías únicas. Se filtraron los datos de personas que			
Filtrado de datos	rotaban internamente, centrándonos en la rotación externa. Además, se			
	eliminaron los datos nulos que no superaban el 5% de los valores en las			
	variables. Finalmente, se excluyeron los registros de personas en proceso			
	de separación, transición y practicantes.			
	Se realizó una detección y tratamiento de valores atípicos			
	utilizando procesos estadísticos de rangos intercuartílicos. El IQR es una			
Tratamiento de	medida estadística que indica la dispersión central de un conjunto de			
valores atípicos	datos, y dado que los datos se distribuían normalmente, fue necesario			
	aplicar este proceso.			
	Se realizó una concatenación de todas las bases de datos para así			
Concatenación de	tener información consolidada en un único conjunto de datos. Esta			
los datos	consolidación se realizó mediante la unión de las bases de datos por			
	llaves clave.			
	Para estandarizar y simplificar el análisis de la rotación de			
	personal en Solvo Global, se transformó la variable de rotación en una			
Elaboración de la	variable binaria. Los valores nulos, que indicaban ausencia de cambio			
variable objetivo	laboral, se interpretaron como no rotación y se asignó un valor de 0. A			
	todos los casos de rotación, voluntaria o involuntaria, se les asignó un			
	valor de 1.			
	value at 1.			

4.2.2. Modelado Predictivo

En la sección de modelado de datos para abordar la problemática de rotación en Solvo Global, se aplicaron diversas técnicas avanzadas. Se utilizó la transformación de variables categóricas a representaciones numéricas binarias para mejorar la compatibilidad con los modelos. El escalado

de variables numéricas se llevó a cabo facilitando la comparación equitativa entre sus efectos en el modelo de cada variable. Se implementó balanceo de clases para equilibrar las clases en la variable objetivo, mejorando la precisión del modelo en un 33% según la métrica de índice de recuperación en la detección de rotación de empleados. Además, se emplearon métodos de selección de variables para optimizar la calidad de los datos y mejorar el rendimiento del modelo en términos de precisión y generalización. Estas técnicas combinadas proporcionaron un enfoque sólido para el análisis predictivo, como también optimizando el conjunto de datos, mejorando el desempeño del modelo, además que representan una mayor eficiencia computacional. Los procesos realizados para el modelado están detallados en la tabla 5.

Tabla 5. Métodos de modelado de variables

Método	Detalle			
Binarización de variables categóricas (Dummies)	Las variables categóricas fueron procesadas mediante un modelo que transforma estas en representaciones numéricas binarias. El uso de este tipo de transformación, que se debió a que las variables transformadas tienen mayor compatibilidad con el modelo, se crea una independencia de las categorías.			
Escalado de variables numéricas (MinMaxScaler)	El escalado de variables numéricas, es un proceso que transforma las variables numéricas para que se ajusten a un rango específico, de entre 0 y 1. Esta transformación es crucial porque asegura que todas las características contribuyan de manera equitativa al modelo, independientemente de sus escalas originales, evitando que variables con rangos más amplios dominen el proceso de modelado.			
Sobre muestreo (Oversampling)	Se procedió a aplicar un método de sobre muestreo para aborde el desbalance de clases en la variable objetivo, específicamente en variable objetivo que es la rotación, la cual representaba solo el 5.23 de los datos totales. Esta técnica es crucial en conjuntos de dat desbalanceados porque equilibra la representación de las clases duplicar aleatoriamente ejemplos de la clase minoritaria o generante ejemplos sintéticos basados en los existentes.			

Selección de variables	Se emplearon diversas estrategias, incluyendo la selección de			
	todas las variables, la identificación de variables relevantes en el análisis			
	exploratorio y el uso de métodos como Chi-cuadrado, RFE y PCA. Chi2			
	evalúa la dependencia entre variables categóricas y la variable objetivo,			
	RFE elimina iterativamente las variables menos importantes para reducir			
	la dimensionalidad, y PCA transforma los datos en un nuevo espacio de			
	características, mejorando la eficiencia computacional.			
	Se emplearon diversos tipos de modelos de Machine Learning			
Madalaa da Madalaa	como modelos basados en árboles, entre los que estaban árboles de			
Modelos de Machine Learning	decisión, bosques aleatorios, clasificadores de aumento de gradiente,			
	como técnicas basadas en similitud como K-Vecinos Más Cercanos y			
	regresiones logísticas.			

Fuente: Elaboración propia

4.3. Evaluación

La implementación de Indicadores Clave de Desempeño (KPIs) en Solvo Global es fundamental para evaluar y mejorar la efectividad de los modelos predictivos de rotación de empleados. En esta sección, se detallan los KPIs específicos utilizados para medir la eficiencia del modelo. Entre ellos se encuentran el índice de recuperación en la detección de rotación de empleados, que evalúa la capacidad del modelo para identificar correctamente las rotaciones, y el índice de precisión de detección de rotación, que considera la clasificación de empleados que continúan y aquellos que rotan. Adicionalmente, se monitoriza el número de errores de predicción, específicamente aquellos empleados que el modelo clasifica incorrectamente como no rotativos, pero que terminan rotando. Asimismo, se destaca el número de detecciones de empleados en riesgo de rotación, indicador crucial para prever y gestionar potenciales pérdidas de personal. En la sección, se aborda el monitoreo y la evaluación continua de los resultados, donde un periodo de seguimiento permite ajustar y mejorar la precisión del modelo, basándose en un análisis constante de los datos y la retroalimentación del departamento de Attrition. Esta estructura integral asegura una evaluación detallada y la mejora continua de las estrategias de retención de talento en Solvo Global.

4.3.1. Indicadores Clave de Desempeño KPIs

Los Indicadores Clave de Desempeño (KPIs) son esenciales para medir y mejorar la efectividad de los modelos de datos, especialmente en procesos tan críticos como la rotación de empleados. Estos KPIs permiten evaluar de manera precisa y sistemática cómo se desempeña el modelo predictivo, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones informadas. En particular, el índice de recuperación en la detección de rotación de empleados es crucial, ya que mide la capacidad del modelo para identificar correctamente los casos de rotación, asegurando que las estrategias de retención se enfoquen en los empleados que realmente están en riesgo de rotar. Por otro lado, el índice de precisión de detección de rotación de empleados evalúa la exactitud global del modelo al clasificar tanto a los empleados que continuarán en la empresa como a los que no, lo cual es vital para mantener la confiabilidad del sistema predictivo. El número de errores de predicción de empleados que no rotan, pero en realidad rotan, es otro KPI relevante, ya que permite identificar y minimizar las fallas del modelo en la predicción, ayudando a mejorar continuamente su precisión. Finalmente, el número de detecciones de empleados en riesgo de rotación proporciona

una visión clara de cuántos empleados están siendo identificados como potenciales rotativos, permitiendo a la organización tomar medidas proactivas para retener a estos empleados y reducir la rotación general. Estos KPIs, en conjunto, son fundamentales para optimizar el modelo de datos y garantizar que las estrategias de retención de talento sean efectivas y basadas en datos precisos.

4.3.2. Monitoreo y evaluación de resultados

Para comprender mejor los modelos y determinar cuáles mostraban el mejor desempeño según nuestros KPIs, primero se evaluaron estas métricas durante la fase de entrenamiento. Esta evaluación inicial proporcionó retroalimentación valiosa, ya que se disponía de un total de 50 modelos, generados mediante la combinación de diversas técnicas, como el balanceo de clases, la selección de variables y la elección del modelo de aprendizaje supervisado. Cada modelo fue sometido a pruebas rigurosas para decidir las técnicas a emplear y así obtener un modelo final apto para ser implementado en producción. Los modelos fueron evaluados en relación con los KPIs propuestos, a excepción de los indicadores de número de errores de predicción de empleados que no rotan y número de detecciones de empleados en riesgo de rotación, ya que el balanceo de clases afectaba la representación precisa de estas categorías. Los resultados se presentan en la tabla 6, donde se destacan los KPIs evaluados en esta sección índice de recuperación en la detección de rotación de empleados (recuperación), e índice de precisión de detección de rotación de empleados (precisión), además se presentan los 10 modelos con mejor desempeño.

Tabla 6. Medición de KPIs entrenamiento

Id.	Técnica	Técnica	Modelo	de		
	balanceo de	selección de	aprendizaje		Precisión	Recuperación
Modelo	clases variables		supervisado			
M12	Oversampling Chi2		Random Forest		97,58%	98%
M7	Oversampling	Selección por exploración	Random Forest		97,33%	97%
M22	Oversampling	Método PCA	Random Forest		97,26%	97%
M21	Oversampling	Método PCA	Decision Tree		97,01%	97%
M17	Oversampling	Método RFE	Random Forest		96,86%	97%

M1	Oversampling	Todas las variables	Decision Tree	96,71%	97%
M11	Oversampling	Método Chi2	Decision Tree	96,47%	96%
M6	Oversampling	Selección por exploración	Decision Tree	96,46%	96%
M16	Oversampling	Método RFE	Decision Tree	95,97%	96%
M4	Oversampling	Todas las variables	KNeighbors	93,32%	93%

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la tabla 6, el método de balanceo de clases es crucial, ya que permite al modelo explicar de manera significativa las clases negativas. Los métodos de selección de variables están distribuidos uniformemente, con cada uno utilizado en dos modelos. En cuanto a los modelos de aprendizaje supervisado, el más predominante es el de Decision Tree, con cinco modelos creados mediante esta técnica, logrando KPIs promedio de precisión del 96,8% y recuperación del 96,6%. Sin embargo, el modelo de Random Forest demostró ser el más efectivo, con una precisión y recuperación del 97,3%. En colaboración con el departamento de Attrition, se decidió realizar un testeo de los modelos utilizando los modelos con mejor desempeño para probarlos con datos no conocidos por el modelo. Para esto, todo el entrenamiento se realizó con datos hasta el mes de abril y se explorarán diversos modelos con los datos recolectados en mayo, asegurándonos de utilizar exactamente los mismos procedimientos de recopilación, extracción, transformación y modelación de datos.

4.3.3. Evaluación del Proyecto y Retroalimentaciones

En esta etapa, se aplicaron diversas técnicas y procedimientos para la recopilación, extracción, transformación y modelado de datos, siguiendo las mejores prácticas del modelado. Utilizamos archivos tipo Pickle para guardar procesos complejos en un formato ejecutable, garantizando así consistencia en su ejecución y una alta eficiencia computacional que facilita el despliegue de los modelos. En colaboración con el departamento de Attrition, se decidió utilizar exclusivamente el método de balanceo de clases para los modelos en esta fase, descartando aquellos que emplearon el algoritmo de aprendizaje supervisado KNN y el método de selección de todas las variables

debido a sus métricas significativamente inferiores al promedio. Como resultado, se seleccionaron diez de los cincuenta modelos originales entrenados, los cuales fueron evaluados conforme a los KPIs establecidos. En la tabla 7 se presentan los resultados obtenidos en la etapa de prueba, incluyendo las métricas de precisión y recuperación, así como el número de errores de predicción de empleados que no rotan (errores) y el número de detecciones de empleados en riesgo de rotación (predicciones correctas).

Tabla 7. Medición de KPIs testeo

Técnica balanceo de clases	Técnica selección de variables	Modelo de aprendizaje supervisado	Precisión	Recuperación	Errores	Predicciones correctas
Oversampling	Método	Logistic	67,09%	69,00%	34	86
	PCA	Regression				
Oversampling	Método	Logistic	63,43%	68,00%	32	88
	Chi2	Regression				
Oversampling	Método	Gradient	74,01%	68,00%	46	74
	Chi2	Boosting				
Oversampling	Método	Gradient	73,42%	67,00%	49	71
	RFE	Boosting				
Oversampling	Selección	Logistic	65,34%	66,00%	41	79
	por	Regression				
	exploración					
Oversampling	Selección	Gradient	75,17%	66,00%	53	67
	por	Boosting				
	exploración					
Oversampling	Método	Gradient	75,96%	65,00%	56	64
	PCA	Boosting				
Promedio			73,60%	64,20%	55,3	64,7

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la tabla 7, en la fase de prueba de los modelos, el método de selección de variables más utilizado fue RFE. Sin embargo, entre los tres mejores modelos se encuentran aquellos que emplean métodos como PCA y Chi2. En cuanto al modelado de aprendizaje supervisado, el método de regresión logística superó a los demás en el KPI considerado más importante por el equipo de trabajo: el índice de recuperación en la detección de rotación de empleados. En promedio, los modelos obtuvieron un desempeño del 64,2% en esta métrica, mientras que los que utilizaron regresión logística alcanzaron un 66,75%. El mejor modelo logró una recuperación del 69%, acercándose al objetivo establecido del 70%. Además, los modelos de Gradient Boosting también mostraron un desempeño notable. En promedio, estos algoritmos lograron un desempeño del 66,5%, y su mejor modelo alcanzó un 68%. Estos resultados destacan la efectividad de Gradient Boosting, colocándolos cerca del rendimiento de los mejores modelos basados en regresión logística.

Se observó gráficamente una relación inversa entre la recuperación y la precisión en nuestros modelos. En escenarios donde se optimiza un modelo utilizando una métrica específica, como la recuperación, los modelos tienden a mejorar en la identificación de la clase minoritaria, lo que aumenta la recuperación, pero pueden volverse menos efectivos en detectar la clase mayoritaria, reduciendo así la precisión. Este fenómeno se refleja claramente en nuestros resultados, como se puede observar en la figura 11, donde la mayoría de los modelos muestran un desbalance entre la recuperación y la precisión. Es crucial destacar que estos hallazgos están alineados con la información presentada en la tabla 7.

Precisión Vs. Recuperación

95,00%

90,00%

85,00%

80,00%

75,00%

60,00%

55,00%

50,00%

Logistic Redecisión

Precisión

Precisión

Precisión

Recuperación

Figura 11. Precisión Vs. Recuperación

Fuente: Elaboración propia

En una reunión con el departamento de Attrition se establecieron pautas para continuar con el proceso de implementación del modelo, dado que los resultados han sido positivos. La empresa reconoce la necesidad de identificar a las personas en riesgo de rotación y anteriormente ha utilizado técnicas cualitativas, las cuales presentan un bajo nivel de precisión y recuperación. Este departamento solicitó una guía de uso del modelo para ser entregada al departamento de BI, que cuenta con más herramientas y aptitudes para mejorar el proceso. Dado que el departamento de BI maneja varias bases de datos confidenciales dentro de la organización, su participación podría tener un gran impacto en los resultados del modelo. Esto es especialmente relevante porque, en el proceso iterativo llevado a cabo, se observaron mejoras graduales a medida que se agregaban nuevas variables y se exploraban más datos.

5. Conclusiones

En conclusión, se logró entender sobre la retención de empleados y su satisfacción laboral, las cuales dependen de la importancia de varios factores en la motivación y retención de empleados, así como en la eficiencia organizacional. La alineación de las necesidades individuales con los objetivos organizacionales aumenta la motivación y el cumplimiento de metas. Un proceso de selección efectivo que contemple las expectativas de los candidatos es fundamental. La sobrecarga laboral impacta negativamente en el rendimiento y la satisfacción de los empleados, por lo que es crucial equilibrar las cargas de trabajo. La tecnología, al automatizar procesos, mejora la gestión y la toma de decisiones, y la documentación de procesos asegura la eficiencia y transparencia organizacional. Finalmente, la predicción de la rotación de empleados es vital para implementar medidas preventivas y mantener la estabilidad laboral. Estos factores subrayan la necesidad de una gestión integral para mejorar la retención de empleados y la eficiencia organizacional. Una gestión eficiente del tiempo es vital para evitar la sobrecarga laboral y la desmotivación, mientras que una comunicación interna efectiva ayuda a alinear intereses y resolver conflictos, fomentando un buen clima laboral. La calidad y disponibilidad de la información, junto con la adecuada dotación de recursos materiales y tecnológicos, también son fundamentales para la productividad y satisfacción de los empleados. La planificación estratégica debe enfocarse en la alineación de objetivos organizacionales con las habilidades de los empleados, anticipando la rotación de personal mediante la implementación de estrategias basadas en datos históricos y encuestas. Priorizar la previsión de la rotación de personal puede tener un impacto positivo significativo en la retención y estabilidad laboral, mejorando la eficiencia operativa en general.

Durante el análisis detallado de los datos históricos en Solvo Global, se identificaron varios factores críticos que influyen significativamente en la rotación de empleados. La tasa de rotación ha mostrado un aumento alarmante, pasando del 9.94% en el último trimestre de 2023 al 12.38% en el primer trimestre de 2024, reflejando un desafío creciente para la empresa en la retención del talento humano. Factores como el nivel de inglés y las políticas de vacaciones también juegan un papel crucial: los empleados con un nivel avanzado de inglés tienen una menor tendencia a rotar en comparación con aquellos con un dominio limitado del idioma. Además, la edad promedio de 27 años de la fuerza laboral y el predominio del uso de transporte público entre los empleados subrayan la influencia de factores demográficos y socioeconómicos en la búsqueda de mejores oportunidades laborales. La modalidad de trabajo y la ubicación geográfica también emergen como

determinantes significativos de la rotación. Los empleados que trabajan de forma remota muestran una mayor estabilidad laboral, con una duración promedio de 407 días y una baja tasa de rotación del 3.89%. En contraste, aquellos ubicados en Cali presentan una duración promedio de solo 145 días y una tasa de rotación del 7.65%, destacando la necesidad de estrategias específicas de retención adaptadas a las características locales del mercado laboral. El nivel educativo también influye notablemente: mientras los empleados sin estudios muestran una mayor permanencia en la empresa y una tasa de rotación más baja, los empleados con títulos universitarios, como bachilleres, experimentan tasas de rotación más altas. Las condiciones laborales y la satisfacción personal para mitigar la rotación en Solvo Global.

Los modelos se construyeron utilizando una amplia gama de datos históricos que incluían registros detallados de empleados, patrones de ausentismo y resultados de encuestas sociodemográficas que abarcaron al 65% de la población. Los datos fueron sometidos a rigurosos procesos de transformación y consolidación para asegurar su calidad y precisión, incluyendo la corrección de valores atípicos mediante técnicas estadísticas robustas. La estandarización de la variable de rotación como binaria facilitó un análisis integrado, complementado con la transformación de variables categóricas y el escalado numérico, para mejorar la compatibilidad con los modelos predictivos. La implementación de técnicas de balanceo de clases aumentó significativamente la precisión del modelo en un 33%, según el índice de recuperación en la detección de rotación de empleados. Durante el entrenamiento, los modelos de Decision Tree fueron predominantes, logrando un promedio de precisión del 96,8% y una recuperación del 96,6%, mientras que Random Forest destacó como el más efectivo con un 97,3% de precisión y recuperación.

El modelo más destacado alcanzó una recuperación del 69% utilizando un enfoque de aprendizaje supervisado con regresión logística, balanceo de clases y selección de variables mediante el método PCA, acercándose notablemente al objetivo del 70%. Durante las pruebas de validación, los modelos de regresión logística mostraron un promedio del 66,75% en recuperación, también acercándose al objetivo establecido, mientras que Gradient Boosting demostró un desempeño notable con un promedio del 66,5% y un máximo de 68%. Estos resultados enfatizan la efectividad de las estrategias empleadas para modelar la rotación de empleados, subrayando su impacto crucial en la planificación estratégica de recursos humanos en Solvo Global. En una reunión con el departamento de Attrition, se delinearon directrices para avanzar en la

implementación del modelo, motivadas por los resultados positivos obtenidos. La empresa reconoce la importancia de identificar anticipadamente a los empleados en riesgo de rotación, habiendo utilizado previamente técnicas cualitativas con resultados limitados en precisión y recuperación.

Se han alcanzado los objetivos de proponer algoritmos predictivos para examinar la rotación de empleados y establecer mecanismos de alerta temprana en Solvo Global. Mediante el análisis bibliográfico, las entrevistas abiertas, la elaboración del modelo predictivo y los resultados obtenidos, se ha obtenido una comprensión profunda de la situación de rotación de empleados en Solvo Global. Los factores críticos identificados destacan la influencia significativa de variables socioeconómicas y demográficas en las decisiones laborales, proporcionando una base sólida para implementar estrategias efectivas de retención y mejorar la eficiencia organizacional.

Referencias

Durán, A. F. (2022). Estudio de la rotación en los call centers : caso particular de Accom. Madrid.

Flores Palomino, J. G. (2016). Rotación de empleados y su efecto en la utilidad de la caja municipal de ahorro y crédito Arequipa en el periodo 2011 – 2015. Moquegua.

Galán Cortina, V. (2015). Aplicación de la Metodología CRISP-DM a un Proyecto de Minería de Datos en el Entorno Universitario. Madrid.

Henao Ríos, C. (2021). *Modelo de Medición de la Rotación de Personal como Variable de Decisión Estratégica*. Medellín.

Peña, A. R. (18 de Diciembre de 2016). Lo que cuesta a empresas que sus trabajadores se aburran y no duren. *Cuando una persona deja su cargo, la compañía incurre en un gasto de hasta 12 veces el salario*.

Prieto Bejarano, P. G. (2013). Gestión del talento humano como estrategia para retención del personal. Medellín.

Domínguez Olaya, M. K. (2015). Análisis de las causas de rotación de personal de la empresa Holcrest SAS.

De Maslow, P. (1943). La Pirámide de Maslow, o jerarquía de las necesidades humanas, es una.

GARCÍA, P. A. D. J. (2004). La «P» mayúscula de los procesos de selección. Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones, 20(2), 263-272.

Mitta Flores, D. E., & Dávila Salinas, C. L. (2015). Retención del talento humano: políticas y prácticas aplicadas sobre jóvenes" Millennials" en un grupo de organizaciones.

Changuán, M. P. O. (2020). Capacitación del talento humano y productividad: Una revisión literaria. Eca sinergia, 11(2), 166-173.

Ramírez, R., Abreu, J. L., & Badii, M. H. (2008). La motivación laboral, factor fundamental para el logro de objetivos organizacionales: Caso empresa manufacturera de tubería de acero. Revista Daena (International Journal of Good Conscience), 3(1).

Gonzales, D. (2009). Estrategias de retención del personal. Una reflexión sobre su efectividad y alcances.

Palacio Mesa, L. J. (2023). Predicción de rotación de empleados usando modelos de aprendizaje automático (Doctoral dissertation, Universidad EAFIT).

Briones Mera, M. Y., Vera Loor, R. Y., & Peñafiel Loor, J. F. (2018). El Sistema de evaluación de desempeño y su aplicación como instrumento fortalecedor de los empleados de los Municipios de la Provincia de Manabí. Revista San Gregorio, 1(22), 60-69.

Chávez, R. M. A., Flores, M. C., & Gómez, D. A. O. (2012). La importancia del entorno general en las empresas. Ciencia administrativa, (2), 62-65.

Sánchez Riofrío, A., & Arévalo Silva, M. (2016). La gestión del talento humano en la economía del conocimiento: Análisis del caso de Corea del Sur y Ecuador en el período 2001–2015.

Prieto, A. (2012). La apertura del espacio de trabajo. ARQ (Santiago), (82), 108-111.

Rodríguez Atalaya, C. R., & Valdera Zumaeta, M. L. (2018). EDUCACIÓN CONTINUA PARA LA MEJORA DE LOS PROCESOS EN LA CENTRAL DE ESTERILIZACIÓN.

Carhuachin Ugarte, M. L., & Villanueva Morán, M. I. (2020). El feedback de los colaboradores y su efecto en el desempeño laboral en el servicio al cliente de Chinawok-Trujillo, 2020.

Caro, A., Fuentes, A., & Soto, M. A. (2013). Desarrollando sistemas de información centrados en la calidad de datos. Ingeniare. Revista chilena de ingeniería, 21(1), 54-69.

Vásquez Mireles, R. D., Mejía de León, Y., Rodríguez Villanueva, B., & Ponce Dávila, M. T. (2015). Retención Del Talento Humano En Pequeñas Y Medianas Empresas: Evidencias De México (Human Talent Retention in Small and Medium Enterprises: Evidence from Mexico). Revista Global De Negocios, 3(4), 59-67.

Toro, G. M. M., Zabala, G. C. A., & Piedrahita, A. R. (2020). El rol de los modelos en el aprendizaje organizacional y el diseño de políticas. Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação, (E28), 386-398.

Rivera Sánchez, A. B. (2017). Efecto de la carga de trabajo en el desempeño de los trabajadores. Brickson, P. (2016). Implementing data governance with agile project management methodologies. The College of St. Scholastica.

Friedmann, J. (1992). Planificación para el siglo XXI: el desafío del posmodernismo. Revista EURE-Revista De Estudios Urbano Regionales, 18(55).

Charry Condor, H. O. (2018). La gestión de la comunicación interna y el clima organizacional en el sector público. Comuni@ cción, 9(1), 25-34.

Sanchis, P. I., & Bonavia, T. (2017). Análisis del sistema de comunicación interna de una pequeña empresa. Working Papers on Operations Management, 8(1), 9-21.

León, A. M., Rivera, D. N., Ojeda, Y. E. A., Nogueira, Y. E. M., & Nariño, A. H. (2020). De la documentación de procesos a su mejora y gestión. Revista Cubana de Administración Pública y Empresarial, 4(2), 206-224.

Guerrero Moncada, D. E. (2018). Reingeniería de procesos, para establecer métricas de productividad en el back office de la empresa Despegar. com.

Fernández Durán, A. (2022). Estudio de la rotación en los call centers: caso particular de Accom.

Hernández, G. (1 de enero de 2024). ¿Rotación a la vista? Más trabajadores quieren cambiar de empleo en 2024. El Economista. https://www.eleconomista.com.mx/capitalhumano/Rotacion-a-la-vista-Trabajadores-muestran-mas-apertura-a-cambiar-de-empleo-en-2024-20231231-0004.html

PÚBLICA, M. E. S. FACTORES QUE CONTRIBUYEN A LA MUERTE MATERNA EN LA JURISDICCION SANITARIA TEXCOCO, ESTADO DE MEXICO (2005-2008) Y ELABORACION DE RECOMENDACIONES PARA LA MEJORA DE ATENCION.

Issa Lozano, S. D. (2019). Causas y costos de la alta rotación de personal en las empresas de vigilancia y seguridad privada.