

UNIVERSIDAD EAN
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESPECIALIZACIÓN EN MACHINE LEARNING
SEMINARIO DE INVESTIGACIÓN

PREDICCIÓN DE RIESGO DE BURNOUT LABORAL MEDIANTE MACHINE LEARNING

DOCENTE ASESOR:
RICARDO ANDRÉS VILLALBA RIVERA

AUTORES:
YULIETH ANDREA SALAZAR
KEVIN FELIPE MARÍN ROA
CORINNE HERNÁNDEZ BELTRÁN

BOGOTÁ D.C., COLOMBIA
2026

INTRODUCCIÓN

El burnout laboral, también conocido como síndrome de desgaste profesional, ha sido reconocido por la Organización Mundial de la Salud como un fenómeno ocupacional que afecta significativamente la salud y el bienestar de los trabajadores, caracterizándose como un síndrome derivado del estrés laboral crónico que no ha sido manejado adecuadamente (Organización Mundial de la Salud [OMS], 2022).

En el contexto actual, marcado por la transformación digital y la difuminación de los límites entre la vida laboral y personal, las exigencias sobre los trabajadores se han intensificado, incrementando la prevalencia del burnout en organizaciones de todos los sectores (Maslach & Leiter, 2017). Este síndrome tiene consecuencias graves tanto para los individuos —como problemas de salud física y mental, ansiedad y depresión— como para las empresas —incluyendo aumento del ausentismo, rotación no deseada y pérdida de productividad— (Schaufeli & Enzmann, 2020).

Frente a esta problemática, muchas organizaciones han implementado programas de bienestar, sin embargo, los métodos tradicionales de detección —como encuestas anuales de clima laboral o la observación de supervisores— resultan insuficientes para identificar oportunamente a los colaboradores en riesgo, actuando de manera reactiva cuando el problema ya está consolidado (Bakker & de Vries, 2021).

En este contexto, el machine learning emerge como una herramienta con gran potencial para transformar el abordaje del burnout, permitiendo pasar de un enfoque reactivo a uno predictivo mediante la identificación de patrones en múltiples variables psicosociales y laborales de forma simultánea (Garcia-Arroyo & Osca, 2019).

El presente proyecto tiene como objetivo desarrollar un modelo predictivo basado en machine learning que permita identificar el riesgo de burnout laboral a partir de variables psicosociales y laborales, utilizando datos sintéticos que simulan condiciones reales del entorno organizacional de los sectores financiero, medios audiovisuales y publicidad y mercadeo en Bogotá. El uso de datos sintéticos responde a criterios éticos y de acceso: al tratarse de información sensible relacionada con la salud mental de los trabajadores, la generación controlada de datos permite entrenar y validar los modelos sin comprometer la privacidad de personas reales, siguiendo prácticas ampliamente aceptadas en proyectos iniciales de ciencia de datos.

Con esta investigación, se espera contribuir a la detección temprana del burnout laboral, proporcionando a las organizaciones una herramienta basada en datos que les permita anticiparse al riesgo y proteger la salud de sus equipos de trabajo.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1 Descripción del problema

El síndrome de burnout afecta actualmente a una proporción significativa de la población trabajadora a nivel mundial. Según la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2023), los trastornos relacionados con el estrés laboral se han incrementado en un 35% en la última década, posicionándose como una de las principales causas de ausentismo y rotación laboral en países de América Latina.

En Colombia, estudios recientes del Ministerio de Salud y Protección Social (2024) revelan que el 28% de los trabajadores colombianos presenta síntomas asociados al burnout, con mayor prevalencia en sectores de alta exigencia como el financiero, servicios y tecnología. Esta realidad representa no solo un problema de salud pública, sino también un desafío para la productividad y competitividad de las organizaciones.

A pesar de la creciente implementación de programas de bienestar y beneficios por parte de las empresas —tales como horarios flexibles, días de descanso adicionales, apoyo psicológico y actividades de integración—, estas iniciativas enfrentan una limitación estructural: operan desde un enfoque reactivo y no logran identificar oportunamente a los colaboradores que están desarrollando síntomas de burnout (Chiavenato, 2022).

Los métodos tradicionales de detección presentan deficiencias significativas. Las encuestas anuales de clima laboral operan con un desfase de 6 a 12 meses entre la recolección y el análisis de la información, de modo que cuando el problema es identificado, el empleado ya ha experimentado consecuencias significativas en su salud. Las evaluaciones de desempeño se centran en resultados y no en el estado de bienestar del empleado. La observación directa de los supervisores, aunque valiosa, es subjetiva, dependiente de habilidades individuales y poco sistemática (Ulrich & Dulebohn, 2021).

Frente a este panorama, el machine learning emerge como una alternativa con potencial para transformar el abordaje del burnout. La capacidad de estos modelos para analizar múltiples variables simultáneamente, identificar patrones complejos y generar alertas tempranas ofrece una oportunidad para superar las limitaciones de los métodos tradicionales (Garcia-Arroyo & Osca, 2019). Sin embargo, en el contexto colombiano y latinoamericano, la aplicación de estas técnicas para la predicción de riesgos psicosociales en entornos laborales aún es incipiente, existiendo un vacío de conocimiento sobre su efectividad y adaptación a las particularidades culturales y organizacionales de la región.

Dado que el burnout está directamente relacionado con la salud mental de los trabajadores, la recolección masiva de datos reales en entornos organizacionales implica riesgos éticos significativos en términos de privacidad y confidencialidad. Por esta razón, la presente investigación utiliza datos sintéticos como fuente principal de información, generados mediante simulación estadística basada en los parámetros y distribuciones reportados en la literatura especializada. Este enfoque permite entrenar y evaluar modelos predictivos robustos sin comprometer la privacidad de personas reales, y constituye una práctica ampliamente utilizada

en etapas iniciales de desarrollo y validación de modelos de machine learning en salud ocupacional.

1.2 Formulación del problema

Pregunta principal:

¿Qué modelo de machine learning permite predecir de forma más precisa el riesgo de burnout laboral a partir de variables psicosociales y laborales generadas mediante simulación sintética, y cuáles son los factores con mayor poder predictivo en los sectores financiero, medios audiovisuales y publicidad y mercadeo en Bogotá?

Subpreguntas:

- ¿Cuáles son los factores psicosociales y laborales asociados al burnout laboral reportados en la literatura especializada?
- ¿Cómo pueden operacionalizar estas variables en un dataset sintético que simula condiciones reales del entorno organizacional colombiano?
- ¿Qué diferencias existen en los factores predictores del burnout entre los sectores financiero, medios audiovisuales y publicidad y mercadeo?
- ¿Cuál de los algoritmos de clasificación evaluados (regresión logística, Random Forest o XGBoost) presenta mejor rendimiento para la predicción del riesgo de burnout?
- ¿Qué implicaciones prácticas tiene un modelo predictivo de burnout para la gestión del talento humano en entornos organizacionales colombianos?
- ¿En qué medida un modelo de perceptrón multicapa (MLP) mejora la capacidad predictiva del riesgo de burnout laboral en comparación con los modelos de clasificación tradicionales evaluados, dado el carácter no lineal de las interacciones entre variables psicosociales y laborales?

1.3 Justificación

El presente estudio se justifica desde cuatro perspectivas complementarias.

Desde el ámbito teórico, contribuye al desarrollo de investigaciones en la aplicación de machine learning a problemas de salud ocupacional, un campo emergente en el contexto latinoamericano donde la evidencia empírica es aún escasa. Al validar la viabilidad de modelos de clasificación supervisada para predecir burnout con datos sintéticos, se aporta metodología replicable para futuras investigaciones con datos reales.

Desde el punto de vista práctico, el desarrollo de modelos predictivos permite a las organizaciones anticipar el riesgo de burnout, facilitando la toma de decisiones orientadas a la prevención y al bienestar laboral antes de que el problema se consolide.

Desde la perspectiva metodológica, el uso de datos sintéticos permite superar las limitaciones éticas y operativas asociadas a la recolección de información sensible en campo, garantizando un volumen adecuado de datos para el entrenamiento de modelos. Este enfoque es ampliamente aceptado en proyectos de ciencia de datos, especialmente en etapas iniciales de desarrollo y validación,

y es coherente con los principios de protección de datos personales establecidos en la Ley 1581 de 2012 (Colombia).

Finalmente, desde una perspectiva profesional, este proyecto permite al equipo investigador desarrollar competencias críticas en análisis de datos, modelado predictivo e interpretación de resultados, habilidades altamente demandadas en el mercado laboral de machine learning en Colombia y la región. En términos de factibilidad, el proyecto es viable dado que utiliza software de código abierto (Python, scikit-learn), no requiere infraestructura computacional especializada y se ejecuta en el marco temporal del primer semestre académico de 2026.

1.4 Delimitación del problema

La presente investigación se delimita al análisis de factores de riesgo de burnout laboral en empleados simulados de tres sectores económicos representativos del entorno corporativo bogotano: financiero, medios audiovisuales, y publicidad y mercadeo. El dataset sintético generado para este estudio comprende 1.500 registros que simulan las características de trabajadores de empresas medianas (100–300 empleados) ubicadas en Bogotá, Colombia, con modelos laborales híbrido y presencial.

El estudio tiene un alcance predictivo y clasificatorio, orientado a comparar el desempeño de cuatro algoritmos de machine learning, regresión logística, Random Forest, XGBoost y perceptrón multicapa (MLP).Para la identificación del riesgo de burnout como variable binaria (Alto / Bajo). La inclusión del MLP responde a la naturaleza no lineal e interactiva de los factores asociados al burnout, lo que justifica explorar una arquitectura de red neuronal capaz de capturar patrones de mayor complejidad que los modelos tradicionales. No se busca establecer relaciones causales ni generalizar los resultados a toda la población laboral colombiana; los hallazgos son pertinentes como prueba de concepto metodológica que podría ser escalada a datos reales en fases posteriores de investigación.

1.5 Definición de la población objetivo (simulada)

Categoría	Descripción
Tipo de empresa	Empresa mediana (100–300 empleados) – 3 sectores simulados
Sector económico	Financiero, Medios Audiovisuales, Publicidad y Mercadeo
Ubicación	Bogotá, Colombia
Modelo laboral	Híbrido y presencial
Tipo de empleados	Personal administrativo, analistas, coordinadores y personal operativo con alta carga cognitiva
Jornada laboral	6 a 11 horas diarias (variable simulada)

Período de investigación	Enero 2026 – Junio 2026

1.6 Marco institucional

El presente estudio se desarrolla en un contexto organizacional simulado que integra tres sectores económicos relevantes en la ciudad de Bogotá: el sector financiero, el sector de medios audiovisuales y el sector de publicidad y mercadeo. La selección de estos sectores responde a su alta exigencia laboral, dinamismo operativo y exposición a factores psicosociales que pueden incidir en el desarrollo del síndrome de burnout.

1.6.1 Sector financiero

El sector financiero en Bogotá se caracteriza por su alto nivel de regulación, presión por cumplimiento de metas y exigencias analíticas constantes. Las organizaciones de este sector suelen contar con estructuras jerárquicas definidas, donde predominan roles como analistas, coordinadores y gerentes, especialmente en áreas de riesgo, crédito y operaciones.

Las jornadas laborales suelen estar asociadas a altos niveles de responsabilidad, toma de decisiones críticas y cumplimiento de indicadores de desempeño. Estas condiciones pueden generar elevados niveles de estrés, particularmente en cargos con alta carga cognitiva y responsabilidad sobre resultados financieros.

1.6.2 Sector de medios audiovisuales

El sector de medios audiovisuales se distingue por su dinamismo, creatividad y orientación a la producción de contenidos. Las organizaciones de este sector operan bajo esquemas de trabajo flexibles, pero con alta presión por tiempos de entrega, calidad y adaptación a tendencias del mercado.

Los empleados suelen desempeñarse en roles operativos y creativos, enfrentando jornadas variables y, en muchos casos, cargas laborales intensivas durante períodos de producción. Este entorno puede propiciar fatiga emocional, especialmente debido a la naturaleza cambiante del trabajo y la necesidad constante de innovación.

1.6.3 Sector de publicidad y mercadeo

El sector de publicidad y mercadeo en Bogotá se caracteriza por su enfoque estratégico y comercial, con una fuerte orientación al cliente y al cumplimiento de objetivos de posicionamiento y ventas. Las organizaciones en este sector suelen

operar en entornos altamente competitivos, donde la creatividad, la rapidez de respuesta y la presión por resultados son factores determinantes.

Los roles incluyen personal comercial, creativo y estratégico, quienes enfrentan cargas laborales asociadas a campañas, cumplimiento de metas y gestión de múltiples clientes. Esto puede generar niveles elevados de estrés y desgaste, especialmente en contextos de alta demanda.

1.6.4 Características organizacionales comunes

A pesar de sus diferencias, los tres sectores comparten características relevantes para el análisis del burnout:

- Uso intensivo de herramientas digitales
- Cumplimiento de metas e indicadores de desempeño
- Presencia de modelos laborales híbridos o presenciales
- Diversidad de roles (operativos, administrativos, comerciales y gerenciales)
- Exposición a cargas cognitivas y emocionales elevadas

Estas características permiten construir un entorno simulado representativo del contexto laboral urbano en Bogotá.

La elección de estos sectores se fundamenta en su relevancia para el estudio del burnout laboral, dado que concentran múltiples factores de riesgo identificados en la literatura, tales como alta carga laboral, presión por resultados, demandas cognitivas elevadas y entornos organizacionales dinámicos.

Además, la diversidad entre los sectores permite analizar cómo diferentes contextos organizacionales influyen en la aparición del burnout, lo cual enriquece el modelo predictivo al incorporar variabilidad en las condiciones laborales.

En este sentido, el marco institucional propuesto facilita la simulación de escenarios realistas y proporciona una base adecuada para el desarrollo del modelo de machine learning, manteniendo coherencia con los objetivos del estudio y el enfoque de datos sintéticos.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo predictivo basado en machine learning que permita identificar el riesgo de burnout laboral a partir de variables psicosociales y laborales, utilizando un dataset sintético que simula condiciones reales de los sectores financiero, medios audiovisuales y publicidad y mercadeo en Bogotá.

2.2 Objetivos específicos

- Identificar y operacionalizar las variables psicosociales y laborales asociadas al burnout laboral, a partir de la literatura especializada, como base para la construcción del dataset sintético.

- Implementar y comparar cuatro algoritmos de clasificación supervisada (regresión logística, Random Forest, XGBoost y Perceptrón Multicapa — MLP) para la predicción del riesgo de burnout, evaluando su rendimiento mediante métricas estándar (accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC y CV-F1) bajo un criterio unificado que garantice la comparabilidad directa entre modelos de diferente naturaleza metodológica.
- Identificar las variables con mayor importancia predictiva en el modelo de mejor desempeño y analizar su consistencia con los marcos teóricos del burnout.
- Generar recomendaciones para la interpretación y posible implementación del modelo como herramienta de alerta temprana en contextos organizacionales reales.
- Evaluar el desempeño predictivo de un modelo de perceptrón multicapa (MLP) en la clasificación del riesgo de burnout laboral, comparando su precisión, sensibilidad y especificidad frente a los modelos de regresión logística, Random Forest y XGBoost, e identificando, mediante técnicas de interpretabilidad (SHAP values), los factores psicosociales y laborales con mayor poder predictivo en los sectores financiero, medios audiovisuales y publicidad y mercadeo en Bogotá.

3. MARCO REFERENCIAL

El síndrome de burnout o desgaste profesional es una condición psicológica caracterizada por agotamiento emocional, despersonalización y disminución de la realización personal, la cual se produce como respuesta crónica a factores estresantes laborales prolongados y sostenidos en el tiempo. Su definición clásica ha sido desarrollada por Maslach y colaboradores a través del Maslach Burnout Inventory (MBI), que mide estas dimensiones en individuos expuestos al entorno laboral con alta interacción humana.

Este estudio se sitúa dentro de la investigación aplicada y predictiva, con el objetivo de desarrollar un modelo que permita identificar riesgo de burnout en empleados antes de su manifestación clínica grave, apoyando decisiones de intervención temprana y estrategias de bienestar dentro de la organización.

3.1 Antecedentes de la investigación

La psicología organizacional ha conceptualizado por décadas el burnout como una respuesta adaptativa negativa al estrés laboral crónico, distinguiendo síntomas cognitivos, emocionales y conductuales. El Maslach Burnout Inventory (MBI), desarrollado por Christina Maslach y Susan Jackson, permanece como el instrumento psicométrico más utilizado para medir estas dimensiones y se ha aplicado en múltiples contextos laborales a nivel mundial.

3.1.1 Grządzielewska (2021): revisión sobre machine learning en predicción de burnout

Uno de los trabajos pioneros en este campo es la revisión realizada por Grządzielewska, que analiza el uso de algoritmos de aprendizaje automático para la predicción del burnout. El estudio concluye que los métodos de machine

learning permiten analizar grandes volúmenes de datos organizacionales y pueden apoyar la detección temprana del agotamiento laboral. Este trabajo también identifica que las técnicas de clasificación supervisada pueden predecir niveles de burnout cuando se combinan variables psicológicas, laborales y sociodemográficas.

3.1.2 Van Zyl-Cillié et al. (2024): modelo predictivo de burnout en personal de enfermería

Van Zyl-Cillié y colaboradores desarrollaron un modelo de aprendizaje automático supervisado para identificar factores que predicen el agotamiento emocional en personal de enfermería. El modelo de Gradient Boosting alcanzó una precisión aproximada del 75–76% al predecir el burnout a partir de datos de encuestas laborales. Entre los principales predictores identificados se encontraron la fatiga laboral, la confianza en la dirección, la calidad del liderazgo y el clima organizacional. Este estudio evidencia que la combinación de variables psicosociales mejora la capacidad predictiva del modelo.

3.1.3 Liu et al. (2025): predicción de burnout en personal médico mediante Random Forest

Liu y colaboradores desarrollaron un modelo de Random Forest para predecir burnout en profesionales de la salud. Los resultados mostraron una precisión aproximada del 80% al clasificar niveles de burnout. El estudio identificó la satisfacción laboral, la experiencia profesional y el ambiente organizacional como variables de mayor relevancia predictiva.

3.1.4 Xames (2025): modelo de aprendizaje ensemble para predicción de burnout laboral

Xames propone un modelo de predicción de burnout basado en técnicas ensemble de machine learning, que combinan múltiples algoritmos para mejorar la robustez de las predicciones. El estudio destaca que los modelos predictivos pueden permitir a las organizaciones identificar empleados en riesgo y aplicar intervenciones preventivas antes de que se manifieste el agotamiento laboral severo.

3.1.5 Yeskuatov et al. (2025): detección de burnout con registros institucionales

Yeskuatov y colaboradores investigaron la posibilidad de detectar síntomas de burnout académico utilizando algoritmos de aprendizaje automático entrenados únicamente con registros administrativos. Los resultados mostraron que los modelos lograron detectar dimensiones del burnout especialmente agotamiento con un F1-score promedio de 64.1%, demostrando que es posible identificar señales de burnout incluso sin cuestionarios psicológicos tradicionales.

3.1.6 Pereira et al. (2025): predicción de perfiles de riesgo de burnout

Pereira y colaboradores aplicaron algoritmos como Random Forest, XGBoost y Support Vector Machine para predecir perfiles de riesgo de burnout en estudiantes universitarios. Los resultados mostraron que estos algoritmos son capaces de modelar relaciones no lineales entre variables psicológicas y factores de estrés, superando en algunos casos a métodos estadísticos tradicionales.

3.1.7 Shi et al. (2025): revisión sistemática de modelos predictivos de burnout

Shi y colaboradores realizaron una revisión sistemática de modelos de machine learning utilizados para predecir burnout en trabajadores de la salud. El estudio identificó que los modelos predictivos han sido aplicados en múltiples contextos laborales y pueden contribuir a la detección temprana del riesgo de burnout, aunque aún existen desafíos metodológicos y de generalización.

3.1.8 Síntesis de los antecedentes

Los estudios internacionales muestran tres tendencias principales: el uso creciente de machine learning para predicción de burnout, la integración de variables psicosociales y laborales como predictores principales, y el desarrollo de modelos aplicados en contextos organizacionales y de salud. Sin embargo, la mayoría de los modelos se basan en datos de encuestas o variables organizacionales reales, mientras que el uso de datos sintéticos para validación metodológica inicial aún es poco explorado, lo cual representa una oportunidad para la presente investigación.

3.2 Marco teórico conceptual

3.2.1 Burnout laboral: definición y teorías

El burnout laboral es un fenómeno psicológico asociado al estrés crónico en el entorno laboral que no ha sido gestionado de manera adecuada. La conceptualización más influyente fue desarrollada por Christina Maslach y Susan E. Jackson, quienes lo definieron como un síndrome tridimensional compuesto por agotamiento emocional, despersonalización y reducción de la realización personal en el trabajo.

De acuerdo con el modelo propuesto por Maslach, el burnout surge cuando existe un desajuste prolongado entre las demandas del trabajo y los recursos disponibles para el trabajador. Posteriormente, Maslach, Schaufeli y Leiter (2001) ampliaron este modelo, señalando que el burnout no es únicamente un problema individual, sino el resultado de condiciones estructurales del trabajo.

Teoría tridimensional del burnout (Maslach & Jackson, 1981):

- Agotamiento emocional: sensación de estar emocionalmente sobrecargado por las demandas laborales.
- Despersonalización: actitudes negativas, cínicas o distantes hacia los usuarios, clientes o compañeros de trabajo.
- Reducción de la realización personal: percepción negativa del propio desempeño profesional.

Modelo de desajuste persona–trabajo (Maslach & Leiter, 1997):

Este modelo plantea que el burnout se produce cuando existe incompatibilidad entre el trabajador y seis áreas clave del entorno laboral: carga de trabajo, control

sobre el trabajo, recompensas, comunidad laboral, equidad organizacional y valores organizacionales.

Modelo de Demandas y Recursos Laborales — JD-R (Bakker & Demerouti, 2007):

Este modelo clasifica las condiciones laborales en dos categorías. Las demandas laborales incluyen la carga de trabajo, la presión temporal, las exigencias emocionales y las largas jornadas. Los recursos laborales comprenden el apoyo del liderazgo, el reconocimiento, la autonomía y los programas de bienestar. Cuando las demandas son altas y los recursos insuficientes, aumenta la probabilidad de desarrollar agotamiento emocional y burnout. Es el marco teórico central para la selección de variables del presente estudio.

Teoría del estrés laboral y afrontamiento (Lazarus & Folkman, 1984):

Esta teoría explica cómo las personas evalúan cognitivamente las situaciones estresantes. El estrés percibido depende de la evaluación de la amenaza del entorno y de la evaluación de los recursos disponibles para afrontarla. Cuando el individuo percibe que las demandas superan sus recursos personales, se genera estrés prolongado que puede conducir al desarrollo de burnout.

3.2.2 Definición teórica de las variables del modelo

Las variables incluidas en el dataset sintético fueron seleccionadas con base en su respaldo teórico en la literatura especializada sobre burnout y el modelo JD-R. A continuación se presenta la justificación de cada una.

3.2.3 Machine learning aplicado a recursos humanos

El machine learning ha emergido en la última década como una herramienta transformadora en el campo de la gestión del talento humano, dando origen a lo que se conoce como people analytics o analítica de personas (Angrave et al., 2020). Esta disciplina utiliza técnicas computacionales para analizar grandes volúmenes de datos relacionados con los empleados, con el objetivo de identificar patrones, predecir comportamientos y apoyar la toma de decisiones estratégicas en las organizaciones (Tursunbayeva et al., 2022).

En el ámbito específico de la salud ocupacional y el bienestar laboral, diversas investigaciones han demostrado el potencial del machine learning para predecir fenómenos como la rotación voluntaria, el compromiso organizacional y, más recientemente, los riesgos psicosociales (Garcia-Arroyo & Osca, 2021). Una de las principales ventajas del machine learning frente a los métodos tradicionales es su capacidad para manejar simultáneamente múltiples variables e identificar interacciones complejas entre ellas, revelando patrones que no son detectables mediante técnicas estadísticas convencionales (Choi et al., 2020).

En el contexto latinoamericano, la aplicación de estas técnicas aún es incipiente, aunque existe un creciente interés por parte de académicos y profesionales en validar su efectividad en entornos culturales específicos (Rodríguez et al., 2024). La presente investigación busca contribuir a este campo emergente, aplicando el

machine learning a la predicción del burnout con datos sintéticos generados para el contexto colombiano.

En el campo de la predicción de riesgos psicosociales, la literatura reciente ha evidenciado un creciente uso de redes neuronales artificiales como alternativa o complemento a los métodos de ensamble como Random Forest y XGBoost (Rashid et al., 2021). Si bien estos últimos ofrecen alta precisión y cierta interpretabilidad intrínseca mediante la importancia de variables, el MLP puede capturar estructuras latentes en los datos que los métodos basados en árboles de decisión podrían no detectar, especialmente cuando las interacciones entre variables son de naturaleza continua y multimodal. Por esta razón, incluir el MLP en el espacio de comparación de modelos permite una evaluación más comprehensiva de las capacidades predictivas disponibles para la detección temprana del burnout.

3.2.4 Operacionalización de variables para el modelo predictivo

Para que un modelo de machine learning pueda predecir el riesgo de burnout, es necesario traducir el problema humano a un problema de datos estructurados bajo el esquema estándar del aprendizaje supervisado.

Variable objetivo (target):

Riesgo_Burnout: variable categórica binaria codificada como 1 = Alto riesgo y 0 = Bajo riesgo, construida a partir de la combinación de los factores psicosociales simulados según umbrales definidos en la literatura.

Variables predictoras (features):

Variable	Tipo de dato	Descripción operativa
Carga_Laboral	Numérico (escala 1–10)	Percepción sobre el volumen de trabajo, complejidad de tareas y frecuencia de plazos ajustados.
Estres	Numérico (escala 1–10)	Nivel de tensión, presión o agobio experimentado en el desarrollo de las actividades laborales.
Apoyo_Liderazgo	Numérico (escala 1–10)	Percepción sobre disponibilidad, respaldo y comprensión recibida de los supervisores.
Horas_Trabajo	Numérico (continuo)	Número de horas laboradas diariamente (rango simulado: 6–11 horas).
Conflicto_Rol	Numérico (escala 1–10)	Grado en que el trabajador percibe demandas incompatibles o ambiguas en su rol laboral. Predictor significativo de agotamiento emocional.

4. DISEÑO METODOLÓGICO

4.1 Enfoque de investigación

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo de tipo predictivo, orientado al desarrollo de un modelo de clasificación supervisada capaz de identificar el riesgo de burnout laboral a partir de variables psicosociales y laborales. Este enfoque resulta pertinente dado que el fenómeno de estudio del riesgo de burnout puede ser operacionalizado mediante variables medibles y cuantificables, lo que permite aplicar técnicas estadísticas y computacionales para analizar patrones y generar predicciones (Hernández Sampieri et al., 2014).
El tipo de estudio es predictivo, en tanto busca construir un modelo que anticipe la probabilidad de que un trabajador se encuentre en situación de alto riesgo de burnout antes de que el síndrome se manifieste clínicamente. Para ello, se emplean algoritmos de aprendizaje automático supervisado (*supervised machine learning*), los cuales aprenden de un conjunto de datos etiquetados —en este caso, registros de empleados clasificados con nivel de riesgo alto o bajo— para luego generalizar sus predicciones a nuevas observaciones.

Dentro de las técnicas de aprendizaje supervisado, el estudio utiliza modelos de clasificación, es decir, algoritmos que asignan cada observación a una categoría discreta. La variable objetivo o etiqueta del modelo (Riesgo_Burnout) tiene dos categorías: Alto y Bajo, lo que lo convierte en un problema de clasificación binaria. Esta tarea es abordada mediante cuatro algoritmos de diferente naturaleza metodológica: regresión logística, Random Forest, XGBoost y Perceptrón Multicapa (MLP). Los tres primeros fueron seleccionados por su amplio uso en la literatura sobre predicción de riesgos psicosociales (Pereira et al., 2025; Liu et al., 2025); el MLP fue incorporado como representante de las arquitecturas de redes neuronales artificiales, dado que su capacidad para modelar relaciones no lineales complejas entre variables lo convierte en un complemento metodológico relevante para evaluar si la mayor complejidad del modelo se traduce en una mejora proporcional del rendimiento predictivo.

El carácter predictivo de la investigación implica que el interés principal no radica en explicar causalmente las relaciones entre variables, sino en construir un modelo con alto poder predictivo que pueda ser utilizado como herramienta de alerta temprana en contextos organizacionales. La comparación entre modelos de diferente complejidad — desde la regresión logística como línea de base hasta el MLP como arquitectura de red neuronal — permite además evaluar el principio de parsimonia: determinar si un modelo más simple ofrece un rendimiento equivalente o superior al de modelos más complejos, lo cual tiene implicaciones prácticas directas para la implementación de herramientas de este tipo en entornos organizacionales reales. Finalmente, dado que la investigación trabaja con datos sintéticos generados mediante simulación estadística, el enfoque cuantitativo garantiza el control de las propiedades distribucionales del conjunto de datos, permitiendo reproducibilidad y control experimental de variables que sería difícil de garantizar con datos reales recolectados en campo.

4.2 Justificación del método

El uso de datos sintéticos en este proyecto responde principalmente a consideraciones éticas, legales y metodológicas. En el contexto colombiano, el manejo de información relacionada con la salud mental y condiciones laborales está regulado por normativas como la Ley 1581 de 2012, promovida por el Ministerio de Salud y Protección Social, la cual establece lineamientos estrictos para la protección de datos personales sensibles.

El burnout ha sido ampliamente estudiado como un fenómeno multidimensional asociado a factores organizacionales y psicosociales. Investigaciones como las de Bakker & de Vries destacan la importancia de analizar múltiples variables de forma simultánea para comprender la dinámica del agotamiento laboral, mientras que estudios de Garcia-Arroyo & Osca evidencian la influencia de factores como la carga laboral, el apoyo del liderazgo y la satisfacción laboral en su aparición.

Dado que el burnout involucra información altamente confidencial, el uso de datos reales podría implicar riesgos asociados a la privacidad de los empleados. En este sentido, los datos sintéticos permiten replicar patrones estadísticos y relaciones entre variables sin comprometer la identidad de los individuos, garantizando así el cumplimiento de principios éticos en investigación.

4.2.1 Control experimental de variables y simulación

Una de las principales ventajas del uso de datos sintéticos en combinación con aprendizaje supervisado es la posibilidad de ejercer un control experimental de variables, lo que permite diseñar escenarios específicos para el entrenamiento y evaluación del modelo.

Este control experimental de variables facilita:

- La simulación de diferentes niveles de riesgo de burnout
- El balance de clases como alto vs bajo riesgo
- La incorporación de múltiples factores psicosociales de forma controlada
- la evaluación del comportamiento del modelo bajo distintas condiciones

En resumen, la simulación mediante datos sintéticos no solo permite superar limitaciones de acceso a datos reales, sino que también fortalece la validez metodológica del estudio, lo que garantiza coherencia entre las variables definidas y los modelos teóricos del burnout.

4.2.2 Síntesis Metodológica

En conjunto, la integración de aprendizaje supervisado y datos sintéticos permite:

- Modelar un problema de clasificación de forma estructurada
- Garantizar el cumplimiento de principios éticos y normativos

- Aplicar un control experimental de variables para la simulación de escenarios.
- Desarrollar un modelo predictivo alineado con la literatura científica

Por lo tanto, esta combinación metodológica constituye una estrategia adecuada, viable y rigurosa para abordar la predicción temprana del burnout laboral en el contexto organizacional.

4.3 Técnicas de recolección de datos

Para el desarrollo del presente proyecto se utilizó una simulación probabilística basada en literatura, mediante la cual se construyó un dataset sintético de 1.500 registros orientado al análisis predictivo del riesgo de burnout laboral. Esta estrategia metodológica permitió representar condiciones organizacionales y psicosociales relevantes sin recurrir a información real de empleados, protegiendo así la privacidad de los individuos y evitando el tratamiento de datos personales sensibles.

El proceso de generación del dataset siguió un enfoque de simulación probabilística multivariada, en el cual las variables no fueron construidas de forma aislada, sino considerando relaciones teóricas entre factores asociados al burnout. De esta manera, variables como carga laboral, nivel de estrés, apoyo del liderazgo, horas de trabajo y conflicto de rol — seleccionadas por su mayor poder predictivo tras el proceso de selección de características — fueron integradas en una estructura analítica coherente con la literatura especializada sobre agotamiento laboral.

Los parámetros de simulación se definieron con base en literatura especializada sobre burnout y comportamiento organizacional. Estudios previos han señalado que variables como la sobrecarga laboral, el estrés percibido, el bajo apoyo del liderazgo y el conflicto de rol pueden incrementar la probabilidad de agotamiento laboral. Por esta razón, el dataset fue diseñado para reflejar patrones esperados entre dichas variables y la variable objetivo Riesgo_Burnout, manteniendo una lógica metodológica consistente con modelos teóricos del fenómeno.

El uso de datos sintéticos también responde a consideraciones éticas, legales y metodológicas. Dado que el burnout involucra información relacionada con salud mental y condiciones laborales, su tratamiento con datos reales podría representar riesgos de privacidad. Por ello, la simulación probabilística permitió replicar patrones estadísticos y relaciones entre variables sin comprometer la identidad de personas reales, fortaleciendo el cumplimiento de principios éticos en investigación.

Desde una perspectiva metodológica, esta estrategia es coherente con lo planteado por Hernández Sampieri et al. (2014), quienes destacan la importancia de definir procedimientos sistemáticos, controlados y rigurosos para la recolección y construcción de datos en investigaciones cuantitativas. En este caso, la simulación probabilística basada en literatura permitió estructurar una base de datos adecuada para el entrenamiento de modelos supervisados, garantizando consistencia entre las variables seleccionadas, el problema de investigación y los objetivos analíticos del estudio.

En síntesis, la técnica de recolección empleada no corresponde a encuestas ni a datos reales, sino a una simulación probabilística basada en literatura, diseñada

bajo un enfoque multivariado y orientada a representar escenarios controlados de riesgo de burnout laboral. Esta decisión metodológica permite abordar el problema de clasificación de forma ética, viable y rigurosa, manteniendo alineación con la literatura científica y con los requerimientos del aprendizaje supervisado.

En el presente estudio, los instrumentos de recolección no corresponden a encuestas aplicadas a población real ni a bases de datos institucionales, sino a una estructura metodológica de variables sintéticas diseñada mediante simulación probabilística basada en literatura especializada. Cada variable incluida en el dataset fue seleccionada por su respaldo empírico y teórico dentro de investigaciones sobre burnout laboral, comportamiento organizacional y modelos predictivos recientes, priorizando aquellas con mayor poder predictivo sobre la variable objetivo identificadas durante la fase de selección de características.

La construcción del instrumento se apoyó en la tabla de operacionalización de variables, donde se definieron dimensiones, escalas y relaciones esperadas con la variable dependiente Riesgo_Burnout. Esta lógica responde especialmente al modelo de demandas y recursos (JD-R), ampliamente desarrollado por Arnold Bakker y Evangelia Demerouti (2007), según el cual el burnout surge cuando altas demandas laborales coinciden con escasez de recursos organizacionales.

Variables de demandas laborales

La **carga laboral** fue incorporada como uno de los principales predictores del modelo, al representar el volumen de tareas, presión por resultados y exigencias operativas. Según Robert Karasek y Tores Theorell (1990), altas demandas laborales incrementan la tensión psicológica cuando el trabajador posee bajo control sobre su labor. Investigaciones posteriores la reconocen consistentemente como el predictor más relevante del agotamiento emocional en modelos de burnout.

El **estrés percibido** fue incluido por reflejar la evaluación subjetiva que realiza la persona frente a situaciones demandantes. Desde la teoría transaccional del estrés de Richard Lazarus y Susan Folkman (1984), el impacto del entorno depende de cómo el individuo interpreta las exigencias y sus recursos disponibles. En estudios recientes de analítica predictiva, esta variable aparece con alta frecuencia entre los predictores más influyentes en modelos de burnout.

Las **horas de trabajo semanales** representan una medida objetiva de exposición prolongada a demandas laborales. Jornadas extensas reducen el descanso, aumentan la fatiga y afectan el equilibrio vida-trabajo, razón por la cual se consideran relevantes dentro del instrumento predictivo.

El **conflicto de rol** fue incorporado como la falta de claridad sobre funciones, prioridades o expectativas laborales. La literatura identifica esta dimensión como un antecedente significativo del agotamiento y del desgaste psicológico, especialmente en entornos organizacionales con estructuras jerárquicas complejas o roles difusos.

Variables de recursos laborales

El **apoyo del liderazgo** constituye el único recurso organizacional retenido en el modelo final, lo que refleja su peso predictivo diferencial frente a otras variables de recursos evaluadas. Dentro del modelo JD-R, la percepción de acompañamiento, reconocimiento y respaldo por parte de supervisores actúa como amortiguador del efecto de las altas demandas laborales, reduciendo el riesgo de agotamiento.

Variable dependiente

La variable Riesgo_Burnout fue definida como variable objetivo del modelo predictivo, clasificando los registros en dos categorias: Alto y Bajo riesgo, a partir de la interaccion multivariada de los cinco predictores descritos.

Síntesis metodológica

En conclusión, el instrumento final consiste en una matriz de cinco variables sintéticas respaldadas por literatura científica, seleccionadas por su capacidad predictiva y su coherencia con los modelos teóricos de referencia: el modelo de Christina Maslach (1981), el modelo de demandas y recursos (JD-R) de Arnold Bakker y Evangelia Demerouti (2007), y el modelo demanda-control de Robert Karasek y Tores Theorell (1990). La reducción del conjunto de variables originales a este subconjunto responde a un criterio de parsimonia metodológica, priorizando el poder explicativo sobre la exhaustividad descriptiva, lo que fortalece la validez y estabilidad de los modelos de machine learning implementados.

4.4 Instrumentos de recolección

En el presente estudio, los instrumentos de recolección no corresponden a encuestas aplicadas a población real ni a bases de datos institucionales, sino a una estructura metodológica de variables sintéticas diseñada mediante simulación probabilística basada en literatura especializada. Cada variable incluida en el dataset fue seleccionada por su respaldo empírico y teórico dentro de investigaciones sobre burnout laboral, comportamiento organizacional y modelos predictivos recientes, priorizando aquellas con mayor poder predictivo sobre la variable objetivo identificadas durante la fase de selección de características.

La construcción del instrumento se apoyó en la tabla de operacionalización de variables, donde se definieron dimensiones, escalas y relaciones esperadas con la variable dependiente Riesgo_Burnout. Esta lógica responde especialmente al modelo de demandas y recursos (JD-R), ampliamente desarrollado por Arnold Bakker y Evangelia Demerouti (2007), según el cual el burnout surge cuando altas demandas laborales coinciden con escasez de recursos organizacionales.

Variables de demandas laborales

La carga laboral fue incorporada como uno de los principales predictores del modelo, al representar el volumen de tareas, presión por resultados y exigencias operativas. Según Robert Karasek y Tores Theorell (1990), altas demandas laborales incrementan la tensión psicológica cuando el trabajador posee bajo control sobre su labor. Investigaciones posteriores la reconocen consistentemente

como el predictor más relevante del agotamiento emocional en modelos de burnout.

El estrés percibido fue incluido por reflejar la evaluación subjetiva que realiza la persona frente a situaciones demandantes. Desde la teoría transaccional del estrés de Richard Lazarus y Susan Folkman (1984), el impacto del entorno depende de cómo el individuo interpreta las exigencias y sus recursos disponibles. En estudios recientes de analítica predictiva, esta variable aparece con alta frecuencia entre los predictores más influyentes en modelos de burnout.

Las horas de trabajo semanales representan una medida objetiva de exposición prolongada a demandas laborales. Jornadas extensas reducen el descanso, aumentan la fatiga y afectan el equilibrio vida-trabajo, razón por la cual se consideran relevantes dentro del instrumento predictivo.

El conflicto de rol fue incorporado como la falta de claridad sobre funciones, prioridades o expectativas laborales. La literatura identifica esta dimensión como un antecedente significativo del agotamiento y del desgaste psicológico, especialmente en entornos organizacionales con estructuras jerárquicas complejas o roles difusos.

Variables de recursos laborales
El apoyo del liderazgo constituye el único recurso organizacional retenido en el modelo final, lo que refleja su peso predictivo diferencial frente a otras variables de recursos evaluadas. Dentro del modelo JD-R, la percepción de acompañamiento, reconocimiento y respaldo por parte de supervisores actúa como amortiguador del efecto de las altas demandas laborales, reduciendo el riesgo de agotamiento.

Variable dependiente
La variable Riesgo_Burnout fue definida como variable objetivo del modelo predictivo, clasificando los registros en dos categorías — Alto y Bajo riesgo — a partir de la interacción multivariada de los cinco predictores descritos.

Síntesis metodológica

En conclusión, el instrumento final consiste en una matriz de cinco variables sintéticas respaldadas por literatura científica, seleccionadas por su capacidad predictiva y su coherencia con los modelos teóricos de referencia: el modelo de Christina Maslach (1981), el modelo de demandas y recursos (JD-R) de Arnold Bakker y Evangelia Demerouti (2007), y el modelo demanda-control de Robert Karasek y Tores Theorell (1990). La reducción del conjunto de variables originales a este subconjunto responde a un criterio de parsimonia metodológica, priorizando el poder explicativo sobre la exhaustividad descriptiva, lo que fortalece la validez y estabilidad de los modelos de machine learning implementados.

4.5 Procedimiento

El desarrollo del presente estudio se estructura mediante un pipeline de procesamiento de datos, entendido como una secuencia sistemática de etapas

que permiten transformar datos en información útil para la construcción de un modelo predictivo. Este enfoque metodológico garantiza la trazabilidad, reproducibilidad y coherencia del análisis, tal como lo plantean **James et al**. en el desarrollo de modelos de aprendizaje supervisado.

El procedimiento se describe a continuación:

1. **Revisión de literatura**

Se realizó una revisión de literatura académica sobre burnout laboral y sus factores asociados, con el fin de identificar variables relevantes desde el enfoque psicosocial y organizacional. Esta etapa permite fundamentar teóricamente el modelo y asegurar su coherencia con estudios previos.

2. **Definición de variables**

A partir de la literatura, se definieron las variables del modelo, incluyendo:

- Variables perceptuales (estrés percibido, carga laboral, conflicto de rol)
- Variables organizacionales (apoyo del liderazgo, tipo de empresa, modelo laboral).
- Variables de contexto laboral (tipo de empresa, modelo laboral)

3. **Generación del dataset sintético**

Considerando las restricciones éticas y legales asociadas al uso de datos sensibles, se procedió a la generación de un dataset que replica las características de un entorno laboral real.Esta etapa permitió ejercer un control experimental de variables, facilitando la simulación de distintos escenarios de riesgo y asegurando coherencia entre las variables predictoras y la variable objetivo.

4. **Preprocesamiento de datos**

En esta fase se prepararon los datos para su uso en modelos de machine learning, incluyendo:

- Limpieza de datos
- codificación de variables categóricas
- Normalización de variables numéricas
- Manejo del desbalance de clases
- División del dataset en conjuntos de entrenamiento y prueba

5. **Modelado**

Se implementaron modelos de clasificación utilizando técnicas de aprendizaje supervisado, dado que el objetivo es predecir el riesgo de burnout.

Los algoritmos utilizados incluyen:

- Regresión logística
- Random Forest
- XG Boost
- Perceptrón Multicapa (MLP)

Estos modelos permiten analizar relaciones tanto lineales como no lineales entre las variables,abarcando desde enfoques estadísticos clásicos hasta arquitecturas de redes neuronales artificiales.

6. Evaluación del modelo

Finalmente, los modelos fueron evaluados mediante métricas de desempeño propias de problemas de clasificación, tales como:

- Precisión (Accuracy)
- Recall
- F1-score
- AUC-ROC
- CV-F1

Esta etapa permite comparar el rendimiento de los algoritmos y seleccionar el modelo más adecuado.

4.6 Validación de instrumentos

La validación de los instrumentos se realiza mediante un enfoque teórico y lógico, en coherencia con la naturaleza del dataset utilizado.Dado que no se emplean instrumentos tradicionales de recolección directa(encuestas aplicadas a población real), la validez se fundamenta en la consistencia conceptual de las variables y su alineación con la literatura científica sobre burnout laboral.

4.6.1 Validación teórica

La selección de variables se sustenta en modelos ampliamente reconocidos en el estudio del burnout. En particular, el modelo de desajuste persona – trabajo propuesto por Maslach & Leiter, establece que el agotamiento laboral surge cuando existe una incongruencia entre las demandas del trabajo y los recursos del individuo, lo que justifica la inclusión de variables como carga laboral, apoyo del liderazgo y conflicto de rol.

De igual forma, el modelo de demandas y recursos laborales desarrollado por Bakker & Demerouti plantea que el burnout es el resultado de un desequilibrio entre las demandas del trabajo (estrés, carga) y los recursos disponibles (apoyo organizacional, condiciones laborales), lo cual respalda la estructura de variables utilizadas en el modelo.

En este sentido, el instrumento presenta consistencia con modelos teóricos de burnout, lo que garantiza su validez conceptual.

4.6.2 Validación lógica

Las relaciones entre variables fueron diseñadas de manera coherente con el comportamiento esperado del fenómeno. Por ejemplo:

- A mayor carga laboral y estrés percibido, mayor probabilidad de burnout
- A mayor apoyo del liderazgo, menor riesgo de burnout
- El sector económico y el modelo laboral (híbrido o presencial) influyen en los niveles de estrés y carga del trabajador

Estas relaciones permiten construir un dataset sintético que refleja dinámicas plausibles del entorno laboral, asegurando coherencia interna en el modelo.

4.6.3 Justificación de la no realización de prueba piloto

No se realizó una prueba piloto debido a que el estudio se basa en la generación de datos sintéticos. A diferencia de investigaciones con datos reales, donde es necesario validar instrumentos mediante aplicación preliminar, en este caso la información es simulada bajo parámetros controlados.

El uso de datos sintéticos permite:

- Ejercer control experimental de variables
- Ajustar las relaciones entre variables de acuerdo con la teoría
- Evitar riesgos éticos asociados al uso de datos sensibles

Por lo tanto, la validación del instrumento no depende de pruebas empíricas preliminares, sino de su coherencia con la literatura y su consistencia lógica, lo cual es adecuado para estudios de carácter exploratorio y predictivo en entornos simulados.

4.7 Plan de análisis

4.7.1 Preparación de datos

- La primera etapa del pipeline consiste en el preprocesamiento del conjunto de datos sintético (dataset_burnout_1500), el cual contiene 1.500 registros con **5 variables predictoras** y una variable objetivo. Este conjunto incorpora variables psicosociales y laborales seleccionadas con base en la literatura especializada sobre burnout y el modelo JD-R (Bakker & Demerouti, 2007). Las tareas de preparación incluyen:

- **Codificación de la variable objetivo:** la variable Riesgo_Burnout (Alto/Bajo) será codificada como variable binaria: 1 = Alto riesgo, 0 = Bajo riesgo. El modelo final no incluye variables categóricas nominales adicionales, por lo que no se requiere one-hot encoding sobre las variables predictoras.

- **Tratamiento de variables ordinales (escala Likert):** las variables Carga_Laboral, Estrés, Apoyo_Liderazgo y Conflicto_Rol fueron medidas en escalas numéricas de 1 a 10. Serán tratadas como variables numéricas ordinales en todos los modelos. Para la regresión logística se evaluará adicionalmente su estandarización, dado que este algoritmo es sensible a la escala de las variables.

- **Estandarización de variables numéricas continuas:** la variable Horas_Trabajo, al tener un rango continuo (6–11 horas), puede sesgar algoritmos sensibles a la magnitud, como la regresión logística. Se aplicará estandarización z-score (media = 0, desviación estándar = 1) a esta variable. Random Forest y XGBoost son invariantes a la escala, por lo que esta transformación no afecta su rendimiento pero garantiza un preprocesamiento uniforme para todos los modelos.

- **Revisión de integridad del dataset:** se verificará la ausencia de valores nulos y registros duplicados. Dado el origen sintético del dataset, no se esperan valores faltantes, pero la verificación forma parte del protocolo estándar de cualquier pipeline de datos.

- **Codificación de la variable objetivo:** la variable Riesgo_Burnout (Alto/Bajo) será codificada como variable binaria: 1 = Alto riesgo, 0 = Bajo riesgo.

4.7.2 Partición del conjunto de datos (Train/Test 80/20)

Una vez preparado el conjunto de datos, se realizará una partición estratificada en dos subconjuntos: entrenamiento (80%, aproximadamente 800 registros) y prueba (20%, aproximadamente 200 registros). La partición estratificada garantiza que ambos subconjuntos conserven proporciones similares de la variable objetivo, lo que es especialmente importante cuando existe desbalance de clases.

Adicionalmente, se implementará validación cruzada (k-fold cross-validation con k=5) durante la fase de entrenamiento, con el objetivo de reducir la varianza en las estimaciones de rendimiento y prevenir el sobreajuste (overfitting) del modelo a los datos de entrenamiento (James et al., 2021). La validación cruzada divide el conjunto de entrenamiento en cinco partes (folds), entrenando el modelo en cuatro de ellas y validando en la restante, rotando sistemáticamente hasta que todos los folds hayan sido utilizados. El rendimiento final se reporta como el promedio de las cinco iteraciones, lo que proporciona una estimación más robusta y confiable de la capacidad de generalización del modelo.

En el caso del Perceptrón Multicapa (MLP), la validación cruzada formal no se implementa mediante dicha interfaz debido a la incompatibilidad de la arquitectura Keras con este procedimiento. En su lugar, la capacidad de generalización del modelo se evalúa a través de dos mecanismos: primero, una partición interna del conjunto de entrenamiento (80/20) que genera un subconjunto de validación utilizado para monitorear la pérdida y el accuracy época por época; segundo, la aplicación de Early Stopping con una paciencia de 10 épocas, que detiene automáticamente el entrenamiento cuando el rendimiento sobre el conjunto de validación deja de mejorar y restaura los pesos correspondientes al mejor punto alcanzado. Aunque este enfoque no produce un estimador de varianza

equivalente al CV-F1 de los modelos clásicos, proporciona una salvaguarda efectiva contra el sobreajuste y permite comparar el desempeño final de todos los modelos sobre el mismo conjunto de prueba holdout.

4.7.3 Modelos de clasificación

Se implementarán y compararán cuatro algoritmos de clasificación supervisada, seleccionados con el propósito de contrastar enfoques de diferente naturaleza metodológica: un modelo lineal (Regresión Logística), dos métodos de ensamble basados en árboles de decisión (Random Forest y XGBoost) y una arquitectura de red neuronal artificial (Perceptrón Multicapa MLP). Esta diversidad de enfoques permite evaluar si la complejidad creciente de los modelos se traduce en una mejora proporcional del rendimiento predictivo sobre el dataset sintético de burnout laboral.

Regresión Logística:

Es un modelo lineal ampliamente utilizado como línea de base en tareas de clasificación binaria. Estima la probabilidad de pertenencia a una clase mediante una función sigmoide aplicada a una combinación lineal de las variables predictoras. Su principal ventaja es la interpretabilidad: los coeficientes del modelo permiten identificar directamente la dirección y magnitud del efecto de cada variable sobre la probabilidad de burnout (Hosmer et al., 2013).

Random Forest:

Es un algoritmo de aprendizaje ensemble basado en la construcción de múltiples árboles de decisión de forma independiente, combinando sus predicciones mediante votación mayoritaria. Esta técnica reduce el riesgo de sobreajuste al promediar los resultados de árboles entrenados sobre subconjuntos aleatorios de datos y variables, lo que le confiere alta robustez ante datos ruidosos y variables irrelevantes (Breiman, 2001).

XGBoost (Extreme Gradient Boosting):

Es un algoritmo de boosting que construye los árboles de decisión de forma secuencial, donde cada árbol busca corregir los errores del anterior mediante el descenso del gradiente. XGBoost es reconocido por su alto rendimiento predictivo y ha demostrado resultados destacados en estudios de predicción de riesgos psicosociales (Chen & Guestrin, 2016; Pereira et al., 2025).

Red Neuronal Artificial — Perceptrón Multicapa (MLP):

El perceptrón multicapa (MLP, por sus siglas en inglés *Multilayer Perceptron*) es una arquitectura de red neuronal artificial compuesta por una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida, en la que cada neurona aplica una transformación no lineal a la combinación ponderada de sus entradas mediante una función de activación (Goodfellow et al., 2016). A diferencia de los modelos anteriores, el MLP no asume ninguna forma funcional predefinida en la relación entre las variables predictoras y la variable objetivo, lo que le permite capturar patrones de alta complejidad e interacciones no lineales entre factores

psicosociales y laborales que podrían no ser detectables mediante métodos lineales o basados en árboles de decisión.

4.7.4 Métricas de evaluación

El rendimiento de cada modelo será evaluado mediante las siguientes métricas:

Métrica	Descripción	Relevancia para este estudio
Accuracy	Proporción de predicciones correctas sobre el total.	Útil cuando las clases están balanceadas.
Precision	Proporción de verdaderos positivos entre todos los clasificados como positivos.	Mide la capacidad del modelo para no generar falsas alarmas de riesgo.
Recall	Proporción de verdaderos positivos entre todos los casos realmente positivos.	Crítico en salud: no dejar de identificar casos en riesgo real.
F1-Score	Media armónica entre precisión y recall.	Métrica más equilibrada ante desbalance de clases.
ROC-AUC	Área bajo la curva ROC; mide capacidad discriminativa del modelo.	Valor de 1.0 = clasificación perfecta; 0.5 = predicción aleatoria.
CV-F1	Promedio del F1-Score en validación cruzada estratificada de 5 folds.	Evalúa la estabilidad y capacidad de generalización del modelo.

Nota metodológica: todas las métricas fueron calculadas bajo un criterio unificado, tomando "Alto riesgo" de burnout como la clase positiva de interés (pos_label = 0), lo que garantiza la comparabilidad directa entre los cuatro modelos. En el caso del Perceptrón Multicapa (MLP), la validación cruzada (CV-F1) no se calculó mediante el procedimiento estándar de Scikit-learn debido a la incompatibilidad de la arquitectura Keras con dicha interfaz; en su lugar, la

estabilidad del modelo se evaluó a través de las curvas de pérdida y precisión sobre el conjunto de validación durante el entrenamiento.

4.7.5 Manejo del desbalance de clases

En conjuntos de datos sobre fenómenos como el burnout, es frecuente que la clase positiva (alto riesgo) esté subrepresentada frente a la clase negativa (bajo riesgo). Esta distribución desigual puede llevar a modelos que predicen siempre la clase mayoritaria, obteniendo alta accuracy aparente pero con baja utilidad práctica. Para mitigar este problema, se aplicarán las siguientes estrategias:

- Ponderación de clases (class_weight="balanced"): asigna mayor peso a la clase minoritaria durante el entrenamiento, penalizando más los errores sobre esa clase.
- Técnica SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique): en caso de desbalance significativo, se generarán observaciones sintéticas adicionales

de la clase minoritaria mediante interpolación entre instancias existentes, equilibrando la distribución de clases en el conjunto de entrenamiento.

Estas estrategias garantizan que las métricas de recall y F1-score sobre la clase de alto riesgo sean adecuadamente optimizadas, alineándose con el objetivo del modelo: la detección temprana de trabajadores en situación de riesgo.

Para el Perceptrón Multicapa (MLP):

La arquitectura Keras no admite directamente el parámetro class_weight="balanced" de la misma forma que Scikit-learn; en su lugar, el desbalance se aborda mediante tres mecanismos complementarios. Primero, se incorpora regularización L2 en la capa de entrada para reducir el sobreajuste hacia la clase mayoritaria. Segundo, se utiliza Dropout y Batch Normalization para evitar que la red memorice los patrones de la clase dominante. Tercero, se emplea Early Stopping monitoreando la pérdida sobre el conjunto de validación, lo que detiene el entrenamiento antes de que el modelo colapse hacia la clase mayoritaria. En conjunto, estas estrategias cumplen una función análoga a la ponderación de clases, adaptada a las particularidades del entrenamiento por gradiente descendente de las redes neuronales.

Estas estrategias garantizan que las métricas de Recall y F1-Score sobre la clase de alto riesgo sean adecuadamente optimizadas en todos los modelos evaluados, alineándose con el objetivo central del estudio: la detección temprana de trabajadores en situación de riesgo de burnout laboral.

5. CONSIDERACIONES TÉCNICAS Y LIMITACIONES

5.1 Factibilidad tecnológica

La implementación de los modelos de machine learning es técnicamente factible con recursos de nivel medio. Se utilizarán lenguajes de programación de código abierto Python con librerías especializadas como pandas, scikit-learn, imbalanced-learn, xgboost, TensorFlow/Keras y matplotlib en entornos de desarrollo como Jupyter Notebook o Google Colab, sin costo de licencias. Para el volumen de datos del estudio (1.500 registros, 5 variables), estaciones de trabajo estándar con 8 GB de RAM son suficientes para los modelos clásicos. El entrenamiento del Perceptrón Multicapa (MLP) demanda un costo computacional moderadamente superior debido al cálculo iterativo de gradientes por retropropagación; no obstante, para la arquitectura reducida implementada en este estudio (dos capas ocultas de 32 y 16 neuronas), Google Colab con CPU estándar resulta suficiente, sin necesidad de aceleración por GPU.

5.2 Limitaciones del estudio

Dimensión	Limitación identificada	Estrategia de mitigación
Datos	Naturaleza sintética: el dataset no proviene de personas reales, lo que limita la validez externa directa.	Los parámetros de simulación se basan en distribuciones reportadas en la literatura especializada.
Datos	Desbalance de clases esperado.	Técnicas SMOTE y class_weight="balanced" para modelos clásicos; regularización L2, Dropout y Early Stopping para el MLP; métricas sensibles al desbalance (F1, ROC-AUC).
Modelo	Interpretabilidad limitada del MLP: a diferencia de la Regresión Logística y los modelos de ensamble, el MLP no ofrece interpretabilidad intrínseca de las variables predictoras.	Aplicación de técnicas de interpretabilidad post-hoc (SHAP values) para identificar la contribución de cada variable a las predicciones del modelo.
Modelo	El MLP requiere mayor ajuste de hiperparámetros y es más sensible al preprocesamiento que los modelos clásicos.	Uso de Early Stopping, validación sobre conjunto de holdout y arquitectura reducida para minimizar el riesgo de sobreajuste.

Alcance	Sin relaciones causales: el modelo identifica asociaciones, no causalidad.	Alcance delimitado a predicción; las interpretaciones se enmarcan como asociaciones estadísticas.
Generalización	Los resultados son específicos al dataset sintético generado.	Análisis comparativo entre los 3 sectores para identificar patrones comunes y diferencias.
Ética	No individualización de resultados en escenario futuro de datos reales.	El modelo produce scores de riesgo agregados; cualquier implementación real requiere consentimiento informado y protección de datos (Ley 1581 de 2012).

5.3 Recurso humano

Las funciones del proyecto se distribuyen de la siguiente manera entre los integrantes del equipo investigador:

- Yulieth Andrea Salazar: objetivo general, justificación del método, procedimiento, validación de instrumentos.
- Kevin Felipe Marín Roa: técnicas de recolección, instrumentos de recolección, marco institucional.
- Corinne Hernández Beltrán: enfoque de investigación, plan de análisis (secciones 4.1 y 4.7).
- Trabajo colaborativo: preprocesamiento de datos, evaluación comparativa de modelos, generación de informes y visualizaciones.

6. RESULTADOS

6.1 Comparacion del desempeño de los modelos de clasificacion

La Tabla 1 presenta los resultados obtenidos por los cuatro modelos de machine learning evaluados sobre el conjunto de prueba (20% del dataset sintetico, equivalente a 300 registros), bajo un criterio unificado en el que la clase Alto riesgo de burnout constituye la categoria positiva de interes (pos_label = 0). Todos los modelos fueron entrenados y evaluados sobre los mismos datos, garantizando la comparabilidad directa de los resultados.

Tabla 1. Comparacion de métricas de desempeño

cuatro modelos de machine learning

Modelo	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC-ROC	CV-F1
Regresion Logistica	0.8433	0.8175	0.8110	**0.8142**	**0.9293**	**0.8452**
Random Forest	0.8200	0.7967	0.7717	0.7840	0.9099	0.8322
XGBoost	0.8233	0.7846	0.8031	0.7938	0.9093	0.8282
Red Neuronal (MLP)	0.8200	0.8120	0.7480	0.7787	0.9207	N/A

Nota: Metricas calculadas con pos_label = 0 (Alto riesgo como clase positiva). AUC-ROC calculado con P(Bajo = 1). CV-F1: promedio de validacion cruzada estratificada de 5 folds. Los valores en negrita indican el mejor desempeno por metrica. El MLP no reporta CV-F1 por incompatibilidad de arquitectura Keras con la interfaz de Scikit-learn.

En terminos de accuracy, la Regresion Logistica obtuvo el valor mas alto (0.8433), seguida de XGBoost (0.8233), Random Forest y el MLP (ambos con 0.8200). Sin embargo, dado el caracter desbalanceado inherente a los fenomenos de riesgo psicosocial, el accuracy no constituye la metrica mas informativa para la evaluacion comparativa; por ello, el analisis se centra en la precision, el recall, el F1-Score y el AUC-ROC.

En cuanto a la precision sobre la clase de alto riesgo, la Regresion Logistica presento el valor mas elevado (0.8175), seguida del MLP (0.8120), Random Forest (0.7967) y XGBoost (0.7846). Esto indica que la Regresion Logistica y el MLP cometen menos falsos positivos al identificar casos de alto riesgo.

El recall, metrica de especial relevancia en contextos de salud ocupacional pues mide la capacidad del modelo para detectar los casos reales de alto riesgo sin omitirlos, fue mas alto en la Regresion Logistica (0.8110), seguida de XGBoost (0.8031), Random Forest (0.7717) y el MLP (0.7480). El menor recall del MLP sugiere que este modelo tiende a ser mas conservador en sus predicciones de

alto riesgo, lo que en un contexto aplicado implicaria un mayor numero de casos no detectados.

El F1-Score, que equilibra precision y recall, confirma la superioridad relativa de la Regresion Logistica (0.8142), seguida de XGBoost (0.7938), Random Forest (0.7840) y el MLP (0.7787). Las diferencias entre modelos son modestas, inferiores a cuatro puntos porcentuales, lo que sugiere un desempeno homogeneo en el conjunto de datos sintetico utilizado.

El AUC-ROC muestra que la Regresion Logistica alcanza el valor mas alto (0.9293), seguida del MLP (0.9207), Random Forest (0.9099) y XGBoost (0.9093). Los cuatro modelos superan el umbral de 0.90, lo que se interpreta como una capacidad discriminativa excelente (Hosmer et al., 2013). La validacion cruzada (CV-F1) confirma la estabilidad de los tres modelos clasicos, siendo la Regresion Logistica el modelo con mayor estabilidad (0.8452).

6.2 Importancia de variables predictoras

El analisis de importancia de variables, calculado mediante los coeficientes del modelo para la Regresion Logistica y la importancia de impureza para Random Forest y XGBoost, muestra consistencia en los tres modelos clasicos. La variable Estres emerge como el predictor de mayor peso en los tres modelos, seguida de Carga_Laboral y Conflicto_Rol. El Apoyo_Liderazgo, unico recurso organizacional incluido, presenta importancia negativa en la Regresion Logistica (es decir, mayores niveles de apoyo reducen la probabilidad de burnout), lo cual es coherente con el modelo JD-R (Bakker y Demerouti, 2007). Las Horas_Trabajo presentan el menor peso predictivo relativo, aunque mantienen coherencia con la literatura sobre exposicion a demandas laborales.

Para el MLP, la interpretabilidad intrinseca no esta disponible directamente; su analisis mediante SHAP values queda propuesto como extension metodologica para fases posteriores de la investigacion con datos reales.

7. DISCUSION

Los resultados obtenidos revelan un hallazgo metodologicamente valioso: contrario a lo que podria esperarse, la Regresion Logistica supera a los modelos de mayor complejidad en las metricas mas relevantes para este estudio (F1-Score, AUC-ROC y CV-F1). Este resultado sugiere que las relaciones entre las cinco variables psicosociales seleccionadas y el riesgo de burnout en el dataset sintetico presentan una estructura predominantemente lineal, que la Regresion Logistica captura de forma eficiente. Este hallazgo es consistente con el principio de parsimonia en la seleccion de modelos y con investigaciones previas que han encontrado un desempeno competitivo de modelos lineales en datasets de tamano moderado con variables psicosociales bien definidas (Hosmer et al., 2013; Grządzielewska, 2021).

El desempeno del MLP (AUC-ROC: 0.9207, F1-Score: 0.7787) es competitivo y comparable al de XGBoost y Random Forest, lo que valida su inclusion en el estudio como representante de las arquitecturas de redes neuronales. Su menor Recall (0.7480) frente a la Regresion Logistica (0.8110) es la diferencia mas relevante en terminos practicos: en contextos de riesgo psicosocial, minimizar los falsos negativos es prioritario, ya que no detectar un caso real de burnout tiene consecuencias directas sobre el bienestar del trabajador. En este sentido, la Regresion Logistica resultaria la opcion mas adecuada para una implementacion practica como herramienta de alerta temprana en el contexto organizacional colombiano.

En cuanto a las variables predictoras, la consistencia entre los tres modelos clasicos al identificar el Estres y la Carga_Laboral como principales predictores refuerza la validez conceptual del dataset sintetico y su coherencia con el modelo JD-R. La inclusion del Apoyo_Liderazgo como unico recurso organizacional y su efecto protector sobre el riesgo de burnout es coherente con Bakker y Demerouti (2007), quienes senalan que los recursos laborales actuan como amortiguadores de las demandas. Estos hallazgos son comparables con los de Liu et al. (2025) y Van Zyl-Cillie et al. (2024), quienes identificaron variables similares como predictores principales en modelos de burnout con datos reales.

Es importante reconocer que los resultados obtenidos corresponden a un dataset sintetico y no deben interpretarse como evidencia empirica directamente generalizable a poblaciones laborales reales. La naturaleza controlada de los datos garantiza la coherencia interna del modelo pero limita su validez externa. Una fase posterior de validacion con datos reales, bajo protocolos eticos rigurosos y en cumplimiento de la Ley 1581 de 2012, es necesaria para confirmar la utilidad practica del modelo en entornos organizacionales colombianos.

8. CONCLUSIONES

La presente investigacion demostro la factibilidad tecnica y metodologica de desarrollar modelos predictivos de riesgo de burnout laboral mediante machine learning supervisado, utilizando datos sinteticos generados con base en la literatura especializada. Los cuatro modelos evaluados, Regresion Logistica, Random Forest, XGBoost y Perceptron Multicapa (MLP), alcanzaron niveles de desempeno consistentemente altos, con AUC-ROC superiores a 0.90 en todos los casos, lo que confirma su capacidad discriminativa para identificar trabajadores en riesgo de burnout a partir de variables psicosociales y laborales.

El modelo de Regresion Logistica resulto ser el mas adecuado para el objetivo del estudio, al obtener el mayor F1-Score (0.8142), AUC-ROC (0.9293) y CV-F1 (0.8452) entre los cuatro modelos evaluados. Este resultado refuerza el principio de parsimonia en el modelado predictivo: la complejidad creciente de los modelos no se tradujo en una mejora proporcional del rendimiento, lo que tiene implicaciones practicas relevantes para la implementacion de herramientas de este tipo en organizaciones con recursos computacionales limitados.

Las variables con mayor poder predictivo en los modelos clasicos fueron el estres percibido, la carga laboral y el conflicto de rol, lo cual es coherente con el modelo de demandas y recursos laborales (JD-R) de Bakker y Demerouti (2007) y con la literatura internacional sobre burnout. El apoyo del liderazgo, unico recurso organizacional incluido, mostro un efecto protector consistente, reafirmando su relevancia como factor clave en las estrategias de prevencion del burnout.

La inclusion del MLP permitio ampliar el espacio de comparacion metodologica hacia las arquitecturas de redes neuronales, obteniendo un AUC-ROC competitivo (0.9207) y destacandose en precision (0.8120). Sin embargo, su menor Recall (0.7480) y la ausencia de interpretabilidad intrinseca lo posicionan como una alternativa de segunda opcion frente a la Regresion Logistica para implementaciones practicas inmediatas, aunque con potencial significativo si se complementa con tecnicas de interpretabilidad como SHAP values en etapas futuras.

Como lineas de trabajo futuro se identifican: (1) la validacion del modelo con datos reales bajo protocolos eticos rigurosos; (2) la implementacion de SHAP values sobre el MLP para analizar la importancia de variables de forma interpretable; (3) la ampliacion del dataset con variables adicionales como sector economico y modalidad laboral para evaluar diferencias entre grupos; y (4) el desarrollo de una interfaz de alerta temprana que permita a los departamentos de talento humano utilizar el modelo como herramienta de gestion preventiva del bienestar laboral.

REFERENCIAS

Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M., & Stuart, M. (2020). HR and analytics: Why HR is set to fail the big data challenge. Human Resource Management Journal, 26(1), 1–11. https://doi.org/10.1111/1748-8583.12090

Bakker, A. B., & de Vries, J. D. (2021). Job demands–resources theory and self-regulation: New explanations and remedies for job burnout. Anxiety, Stress & Coping, 34(1), 1–21. https://doi.org/10.1080/10615806.2020.1797695

Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2007). The job demands–resources model: State of the art. Journal of Managerial Psychology, 22(3), 309–328. https://doi.org/10.1108/02683940710733115

Bakker, A. B., Demerouti, E., & Euwema, M. C. (2005). Job resources buffer the impact of job demands on burnout. Journal of Occupational Health Psychology, 10(2), 170–180. https://doi.org/10.1037/1076-8998.10.2.170

Bakker, A. B., Demerouti, E., & Sanz-Vergel, A. I. (2023). Job demands–resources theory: Ten years later. Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior, 10, 25–53. https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-120920-053933

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 785–794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

Chiavenato, I. (2022). Gestión del talento humano (6.ª ed.). McGraw-Hill.

Choi, S., Lee, H., & Park, J. (2020). Predicting employee turnover using machine learning approaches. Journal of Intelligent Information Systems, 55(2), 321–345.

Demerouti, E., Bakker, A. B., Nachreiner, F., & Schaufeli, W. B. (2001). The job demands-resources model of burnout. Journal of Applied Psychology, 86(3), 499–512. https://doi.org/10.1037/0021-9010.86.3.499

Fernández, R., & Gómez, M. (2023). Machine learning en la gestión del talento humano: Una revisión sistemática. Revista Latinoamericana de Administración, 36(2), 145–168.

Garcia-Arroyo, J. A., & Osca, A. (2019). Big data contributions to human resource management: A systematic review. The International Journal of Human Resource Management, 32(4), 1–32. https://doi.org/10.1080/09585192.2019.1570306

Grządzielewska, M. (2021). Using machine learning in burnout prediction: A survey. Child and Adolescent Social Work Journal. https://doi.org/10.1007/s10560-020-00733-w

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). Metodología de la investigación (6.ª ed.). McGraw-Hill.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). Applied logistic regression (3.ª ed.). Wiley.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). An introduction to statistical learning (2.ª ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1

Karasek, R., & Theorell, T. (1990). Healthy work: Stress, productivity, and the reconstruction of working life. Basic Books.

Lazarus, R. S., & Folkman, S. (1984). Stress, appraisal, and coping. Springer.

Lee, R. T., & Ashforth, B. E. (1996). A meta-analytic examination of the correlates of the three dimensions of job burnout. Journal of Applied Psychology, 81(2), 123–133. https://doi.org/10.1037/0021-9010.81.2.123

Liu, C., et al. (2025). Machine-learning-based model for analysing and predicting burnout among medical staff. BMJ Public Health.

Locke, E. A. (1976). The nature and causes of job satisfaction. En M. D. Dunnette (Ed.), Handbook of industrial and organizational psychology (pp. 1297–1349). Rand McNally.

Maslach, C., & Jackson, S. E. (1981). The measurement of experienced burnout. Journal of Occupational Behavior, 2(2), 99–113. https://doi.org/10.1002/job.4030020205

Maslach, C., & Leiter, M. P. (1997). The truth about burnout. Jossey-Bass.

Maslach, C., & Leiter, M. P. (2017). Understanding burnout: New models. En C. L. Cooper & J. C. Quick (Eds.), The handbook of stress and health (pp. 36–56). Wiley Blackwell.

Maslach, C., Schaufeli, W. B., & Leiter, M. P. (2001). Job burnout. Annual Review of Psychology, 52, 397–422. https://doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.397

Ministerio de Salud y Protección Social de Colombia. (2024). Informe de salud mental en el ámbito laboral colombiano 2023–2024. Observatorio de Salud Laboral.

Organización Internacional del Trabajo. (2023). Estrés en el trabajo: Un desafío colectivo. OIT.

Organización Mundial de la Salud. (2022). Burn-out an "occupational phenomenon": International Classification of Diseases. WHO. https://www.who.int/news/item/28-05-2019-burn-out-an-occupational-phenomenon

Pereira, M. G., et al. (2025). Burnout risk profiles predicted using machine learning algorithms. Behavioral Sciences.

Rodríguez, C., Martínez, L., & Sánchez, P. (2024). People analytics en América Latina: Oportunidades y desafíos. Estudios Gerenciales, 40(1), 55–72.

Schaufeli, W. B., & Enzmann, D. (2020). The burnout companion to study and practice: A critical analysis. CRC Press.

Schaufeli, W. B., & Taris, T. W. (2014). A critical review of the job demands–resources model. Work and Stress, 28(2), 120–138. https://doi.org/10.1080/02678373.2014.940430

Shi, H., et al. (2025). Machine learning for predicting burnout among healthcare workers: A systematic review and meta-analysis. Contemporary Nurse. https://doi.org/10.1080/10376178.2025.2593294

Tursunbayeva, A., Di Lauro, S., & Pagliari, C. (2022). People analytics—A scoping review of conceptual boundaries and value propositions. International Journal of

Information Management, 58, 102–118. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102187

Ulrich, D., & Dulebohn, J. H. (2021). Are we there yet? What's next for HR? Human Resource Management Review, 31(4), 100–115.

Van Zyl-Cillié, M. M., et al. (2024). A machine learning model to predict the risk factors causing feelings of burnout and emotional exhaustion among nursing staff. BMC Health Services Research. https://doi.org/10.1186/s12913-024-10729-w

Xames, M. D. (2025). Predicting employee burnout with ensemble machine learning techniques. Journal of Computational Social Science.

Yeskuatov, E., et al. (2025). Detecting burnout among undergraduate computing students using machine learning models. Healthcare.

Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.ª ed.). McGraw-Hill.