



Revisión Sistemática: Detección del burnout Mediante Machine Learning en Profesionales Tecnológicos y su Impacto en el Desempeño Laboral

Systematic Review: Burnout Detection through Machine Learning in Technology Professionals and Its Impact on Job Performance

Article Record

Ricardo Dario Mendoza Rivera § *

ORCID 0000-0001-8744-4736

* Corresponding Author



Luis Javier Castillo Rabanal §

ORCID 0009-0006-2078-8781



§ Faculty of Engineering, National University of Trujillo (OA)
+2 additional authors listed on the metadata continuation page.

RECEIVED

2026-09-16

ACCEPTED

2026-09-26

ONLINE PUBLISHED

2026-10-12

PUBLISHED

2026-10-14

PEER REVIEW

Double Blind

Abstract

This study analyzes the machine learning algorithms used to detect burnout among technology professionals—an issue that represents one of the technology sector's primary challenges today. The study identifies the machine learning techniques that have gained prominence due to their ability to yield reliable and effective results in contexts where the adoption of advanced technologies is increasingly important, while also identifying burnout patterns emerging within the sector. The research employs a methodology based on the PRISMA statement guidelines and draws upon specialized bibliographic databases such as Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect, and Web of Science. Following the application of defined selection criteria, 18 studies were included in the analysis. The results reveal that the selected studies conduct various algorithm comparisons—highlighting Support Vector Machines (SVM), tree-based algorithms, Random Forest, boosting methods (such as XGBoost), fuzzy models, and deep learning techniques—and identify factors showing the greatest consistency across studies, including workload, time pressures, fatigue, effort-reward imbalance, lack of support or recognition, and difficulties balancing professional and personal responsibilities.

burnout

machine learning

technology

AI USE STATEMENT

No generative AI was used for analysis or results.

FUNDING

No external funding was declared for this work.

CONFLICT OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

DATA AVAILABILITY

Not applicable for this article.

ETHICS

No ethics committee approval was required for this article type.

CONSENT

Not applicable for this article.

TRIAL REG.

Not applicable.

Crossref DOI: 10.34257/GJCSTD277215

How to Cite: Mendoza Rivera et al. (2026). Revisión Sistemática: Detección del burnout Mediante Machine Learning en Profesionales Tecnológicos y su Impacto en el Desempeño Laboral. Global Journal of Computer Science and Technology, 26(2), 27-35. DOI: 10.34257/GJCSTD277215

LICENSE

© 2026 Global Journals. Open-access article under CC BY-NC-ND 4.0 International License.

AR ExperienceWeb Page



DOI

Print ISSN 0975-4350



9 770975 435008

Online ISSN 0975-4172



9 770975 417011

Under the strict compliance and defined process of



METADATA CONTINUATION

AUTHOR CONTACT QR LEDGER

Ricardo Dario Mendoza Rivera



Luis Javier Castillo Rabanal



Charles Duck Castillo Rosas



Iris Liliana Vásquez Alburqueque



COMPLETE AUTHOR LEDGER

- 01. Ricardo Dario Mendoza Rivera §* | Faculty of Engineering, National University of Trujillo
- 02. Luis Javier Castillo Rabanal § | National University of Trujillo
- 03. Charles Duck Castillo Rosas § | National University of Trujillo
- 04. Iris Liliana Vásquez Alburqueque § | National University of Trujillo

ARCHIVAL RECORD

Revisión Sistemática: Detección del burnout Mediante Machine Learning en Profesionales Tecnológicos y su Impacto en el Desempeño Laboral

Ricardo Dario Mendoza Rivera^{§*} , Luis Javier Castillo Rabanal[§] , Charles Duck Castillo Rosas[§] , and Iris Liliana Vásquez Albuquerque[§] 

Affiliations

§ Faculty of Engineering, National University of Trujillo ^(OA)

Abstract

El presente trabajo analiza los algoritmos de Machine Learning empleados para la detección del burnout en profesionales tecnológicos, problemática que constituye uno de los principales retos para el sector de tecnología en la actualidad. El estudio identifica las técnicas de aprendizaje automático que han adquirido mayor relevancia debido a su capacidad de generar resultados confiables y eficaces en contextos donde la incorporación de tecnologías avanzadas resulta cada vez más importante, así como identifica patrones de burnout que se vienen manifestando en el sector. La investigación adopta una metodología basada en los lineamientos establecidos por la declaración PRISMA y considera fuentes bibliográficas especializadas como Scopus, IEEE Xplore, Science Direct y Web Of Science. Después de aplicar los criterios de selección definidos, se incluyeron 18 estudios para el análisis. Los resultados evidenciaron que las investigaciones seleccionadas realizan diversas comparaciones entre algoritmos, destacando principalmente máquinas de vectores de soporte (SVM), algoritmos basados en árboles, Random Forest, métodos de boosting/XGBoost, modelos difusos y técnicas de aprendizaje profundo, así como los factores que muestran mayor consistencia entre los estudios incluyen la sobrecarga laboral, las exigencias temporales, la fatiga, el desequilibrio entre esfuerzo y recompensa, la insuficiencia de apoyo o reconocimiento y las dificultades para conciliar las responsabilidades laborales y personales

Keywords: *burnout, Machine Learning, tecnología*

* Corresponding Author
Ricardo Dario Mendoza Rivera

DOI
10.34257/GJCSTD277215

1. Introducción

El burnout se considera un síndrome ocupacional asociado con la exposición prolongada al estrés laboral y se caracteriza principalmente por el agotamiento, el distanciamiento mental o cinismo frente al trabajo y una disminución de la eficacia profesional. En el ámbito tecnológico, su estudio adquiere relevancia tanto por sus implicancias en el bienestar de los trabajadores como por sus posibles efectos sobre la continuidad y productividad de las organizaciones. En profesionales de tecnologías de información que desarrollaban sus actividades mediante teletrabajo, el burnout fue evaluado mediante el Maslach Burnout Inventory (MBI), identificándose repercusiones relacionadas con la productividad y la motivación. De manera similar, en desarrolladores de videojuegos se ha observado que las exigencias vinculadas con los plazos y la carga laboral guardan relación con manifestaciones de agotamiento y desconexión respecto del trabajo [1, 2].

Por su parte, el aprendizaje automático (Machine Learning, ML) ofrece herramientas capaces de procesar información proveniente de cuestionarios, características organizacionales, registros digitales y datos obtenidos mediante sensores para estimar el nivel o riesgo de burnout [3]. Sin embargo, su aplicación no pretende reemplazar el diagnóstico clínico ni la valoración integral de las condiciones organizacionales, debido a que su utilidad depende

de contar con una adecuada definición de la variable de resultado, procesos de validación con datos independientes e instrumentos que permitan interpretar los resultados obtenidos [4]. Las investigaciones recientes han utilizado diversas técnicas, entre ellas la regresión logística, máquinas de vectores de soporte (SVM), árboles de decisión, Random Forest, XGBoost y modelos de aprendizaje profundo multitarea [5].

La conexión entre el burnout y el aprendizaje automático puede entenderse desde una perspectiva funcional: mientras el burnout constituye el fenómeno o resultado que se busca identificar, el ML proporciona métodos de clasificación o predicción para reconocer patrones asociados con su presencia o intensidad. En el ámbito del desarrollo de software, una revisión de mapeo ha evidenciado una evolución desde investigaciones predominantemente cualitativas hacia enfoques cuantitativos sustentados en datos, señalando además que los artefactos y registros generados durante el desarrollo de software pueden contribuir a la identificación temprana de indicadores relacionados con el desgaste profesional. No obstante, la evidencia disponible aún resulta limitada en cuanto a la validación y replicación de modelos de ML desarrollados específicamente para profesionales del sector tecnológico [2].

Entre los estudios realizados, resalta el Prokopowicz y Mikołajewski [6], quienes compararon a 30 profesionales informáticos con

30 fisioterapeutas mediante el MBI y tres modelos de lógica difusa, donde los valores medianos de burnout fueron mayores en el grupo de informáticos. Asimismo, Kumaresan et al. [7] analizaron a 934 profesionales de tecnologías de información que realizaban teletrabajo mediante una encuesta basada en el MBI, reportando una presencia importante de burnout, aunque sin incorporar técnicas de aprendizaje automático. Por otro lado, Trinkenreich et al. estudiaron a más de 13 000 profesionales vinculados al desarrollo de software y encontraron una asociación entre burnout e intención de abandonar la organización; además, su modelo señaló el engagement y las oportunidades de aprendizaje como factores relacionados con la permanencia, aunque el resumen consultado no proporciona métricas de clasificación [8].

En consecuencia, la principal brecha de conocimiento no radica en la inexistencia de modelos de aprendizaje automático aplicados al burnout, sino en la limitada validación de estas herramientas dentro de contextos laborales tecnológicos reales. Los estudios de ML con mayor desarrollo metodológico se han concentrado principalmente en poblaciones como profesionales de enfermería, docentes y residentes de medicina [9]. Aunque algunas investigaciones realizadas con estudiantes de carreras de computación han demostrado la viabilidad de emplear estas técnicas, sus resultados no pueden considerarse directamente representativos de trabajadores profesionales del sector [10]. Por ello, los niveles de desempeño obtenidos por modelos desarrollados en otros ámbitos laborales no necesariamente pueden extrapolarse a desarrolladores de software, especialistas en tecnologías de información o profesionales dedicados al desarrollo de videojuegos [3].

La investigación tiene como objetivo este estudio tiene como propósito principal analizar y sintetizar la evidencia científica disponible sobre herramientas tecnológicas y modelos de machine

learning para la monitorización y detección temprana del burnout en profesionales del sector TI, evaluando su impacto en el desempeño laboral y responder a las preguntas de investigación: RQ1: ¿Cuáles son los criterios para medir la efectividad del machine Learning en el burnout?, RQ2: ¿Qué Algoritmos se están utilizando para detectar el Burnout en profesionales en tecnología?, RQ3: ¿Qué patrones de burnout se detectan entre las distintas subáreas tecnológicas existentes y que afectan el desempeño laboral?

2. Materiales y Métodos o Metodología Computacional

Se realizó una revisión sistemática exhaustiva tomando como referencia la metodología PRISMA, acrónimo en inglés de Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses. Según lo señalado por [11], este enfoque metodológico contribuye a garantizar la replicabilidad y actualización de las revisiones bibliográficas, facilitando una exposición más ordenada, clara y rigurosa de los resultados obtenido, tal como se puede apreciar a continuación.

2.1. Criterios de inclusión y exclusión

Con el propósito de garantizar que la información recopilada para la presente investigación fuera confiable, pertinente y de calidad, se establecieron criterios específicos para la selección de los estudios considerados en el análisis. Para ello, se definieron criterios de inclusión, exclusión y calidad, los cuales permitieron depurar las fuentes y conservar aquellas que presentaban mayor rigor y relevancia para el estudio. Estos criterios contribuyeron a fortalecer la validez y pertinencia de la información analizada. La descripción detallada de cada uno de ellos se presenta en las Tablas 1 y 2.

Table 1. Criterios de inclusión

	Criterios de inclusión
CR1	Artículos desde el años 2022 en adelante
CR2	Estudios que evaluaran burnout o agotamiento ocupacional con un modelo de ML/IA, o estudios empíricos de burnout en profesionales tecnológicos necesarios para contextualizar la transferencia.
CR3	Artículos que informaran población, variables/algoritmo o resultados suficientes para extraer una respuesta a alguna RQ

Table 2. Criterios de exclusión

	Criterios de exclusión
EX1	Editoriales, marcos conceptuales y estudios sin población laboral o sin desenlace de burnout
EX2	Registros duplicados y estudios cuya relación fuese únicamente general con salud mental, estrés o IA sin información utilizable sobre burnout.

2.2. Estrategias de búsqueda

Se combinaron términos como: “burnout”, “occupational burnout”, “emotional exhaustion”, de población: “technology professionals”, “IT professionals”, “software developers”, “game developers”, “ICT workers”, “remote workers” y de método: “machine learning”, “artificial intelligence”, “supervised learning”, “predictive model”, “explainable AI”. Se aplicó la restricción temporal 2022–2026, se trabajó con la literatura indexada de Scopus, ScienceDirect, WoS y IEEE Xplore para la replicación externa.

2.3. Ecuaciones de búsqueda

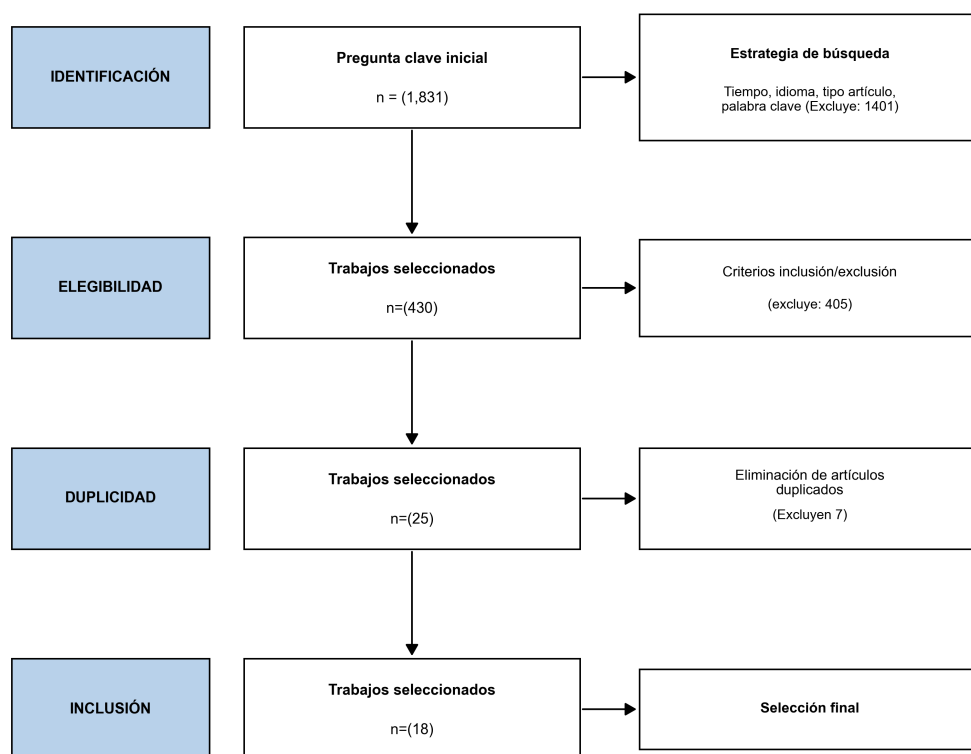
Para iniciar la búsqueda de los artículos considerados en el análisis, se emplearon **operadores booleanos en combinación con los terminos relacionados con las variables de estudio**,

contemplando diferentes alternativas de búsqueda con el propósito de identificar información pertinente sobre la temática investigada. Con el objetivo de incrementar la precisión y efectividad del proceso de búsqueda, en la Tabla 3 se presenta una recopilación de las ecuaciones empleadas, integrando los términos previamente establecidos y los operadores booleanos correspondientes a cada uno de los **motores de búsqueda y bases de datos** utilizados en la investigación.

Table 3. Ecuaciones de búsqueda

Base de datos	Ecuación de búsqueda
SCOPUS (SCP)	TITLE-ABS-KEY ((burnout OR "occupational burnout" OR "emotional exhaustion") AND ("machine learning" OR "artificial intelligence" OR "supervised learning" OR "predictive model" OR "explainable AI") AND ("technology professional*" OR "IT professional*" OR "software developer*" OR "game developer*" OR "ICT worker*" OR "remote worker*")) AND PUBYEAR > 2021
ScienceDirect (SCD)	("burnout" OR "emotional exhaustion") AND ("machine learning" OR "artificial intelligence") AND ("IT professionals" OR "software developers" OR "technology workers"), año 2022–presente, artículo de investigación
Web of Science (WOS)	TS=((burnout OR "occupational burnout" OR "emotional exhaustion") AND ("machine learning" OR "artificial intelligence" OR "predictive model") AND ("IT professional*" OR "software developer*" OR "technology worker*" OR "ICT worker*")), 2022–presente
IEEE	((("All Metadata":burnout") AND ("All Metadata":machine learning" OR "All Metadata":artificial intelligence") AND ("All Metadata":software" OR "IT" OR "technology")), 2022–presente.

A continuación se muestra de manera gráfica como ha sido el proceso de selección inicial, eliminación de artículos en base a la aplicación de los criterios de inclusión y exclusión, habiendo iniciado con 1,831 artículos para finalizar con la selección de 18 artículos, como se aprecia a continuación (Figura 1):


Figure 1. Diagrama de flujo PRISMA aplicado al artículo

3. Resultados y Discusión

Una vez aplicados los criterios de inclusión, exclusión y calidad previamente establecidos, se seleccionaron un total de 18 artículos que cumplieran con las condiciones definidas para la investigación. En este sentido, la Tabla 4 presenta de manera organizada un resumen de los estudios incluidos, permitiendo identificar y apreciar con mayor claridad los diferentes enfoques metodológicos y perspectivas de investigación abordados en cada uno de ellos.

Table 4. Resultados de artículos seleccionados

Item	Autor y año	País	Resultados principales	Algoritmo ML
1	Tulili <i>et al.</i> , 2022 [1]	Holanda	Mapea 92 artículos y describe creciente uso de datos/ML para detección temprana.	No modelo empírico
2	Trinkenreich <i>et al.</i> , 2024 [2]	USA	>13 000 respuestas; burnout predijo intención de salida; engagement y aprendizaje explicaron retención.	ML no especificado
3	Kumaresan <i>et al.</i> , 2022 [3]	India	MBI; prevalencia reportada muy alta durante pandemia; sin ML.	No aplica
4	Reznichenko y Podtiagina, 2024 [4]	Rusia	Entorno y conveniencia de oficina se asociaron con menos agotamiento y síntomas cognitivos.	No aplica
5	Prokopowicz y Mikołajewski, 2022 [5]	Polonia	MBI más alto en informáticos que fisioterapeutas; componentes MBI tuvieron peso desigual.	Modelos difusos
6	Mendes y Queirós, 2022 [6]	Portugal	Demandas/horas se relacionaron con agotamiento; recursos con menor desconexión.	No aplica
7	Yeskuatov <i>et al.</i> , 2025 [7]	Malasya	Regresión logística alcanzó F1 68.4% para agotamiento; menor desempeño en eficacia.	LR, SVM, NB, árbol, XGBoost
8	Adapa <i>et al.</i> , 2022 [8]	USA	Mejor modelo AUC 0.81; ocho factores laborales predijeron burnout.	Supervisado explicable, no especificado
9	Fehér <i>et al.</i> , 2024 [9]	Hungría	RF ponderado: AUC 0.811; depresión, insomnio y uso problemático de internet destacados.	Random forest
10	Lou <i>et al.</i> , 2022 [10]	USA	Logs pasivos solos: AUC 0.595; añadir burnout basal llegó a 0.829, sin ventaja clara frente a basal solo.	Regresión, SVM, red neuronal, RF, GBM
11	Jeong <i>et al.</i> , 2025 [11]	Korea	RF tuvo AUC 0.904; inestabilidad y falta de recompensa fueron factores principales.	Random forest + SHAP
12	Alam y Alam, 2024 [12]	USA	Recall 93%, precisión 91%; HRV, sedentarismo e interrupciones fueron explicables con SHAP.	Deep learning multitarea
13	Guo <i>et al.</i> , 2026 [13]	China	XGBoost: AUC externa 0.859; umbral aproximado de 65 h/semana.	XGBoost + SHAP
14	Monstadt <i>et al.</i> , 2026 [14]	Alemania	Desequilibrio esfuerzo-recompensa, interferencia trabajo-vida y sobrecompromiso dominaron predicción.	XGBoost + SHAP
15	Van Zyl-Cillie <i>et al.</i> , 2024 [15]	Sudáfrica	Gradient booster: 75.8% burnout y 76.8% agotamiento; datos demográficos solos rindieron peor.	Gradient boosting
16	Hu <i>et al.</i> , 2025 [16]	China	XGBoost fue mejor (AUC 0.939); estrés y fatiga física fueron claves.	KNN, RF, XGBoost + SHAP
17	Zeng <i>et al.</i> , 2025 [17]	China	RF óptimo; predijo puntuación de burnout con capacidad moderada; identificó distrés y apoyo organizacional.	Random forest + Boruta/SHAP
18	Jamalirad y Jajroudi, 2023 [18]	Irán	Predice apoyo/comprensión de salud mental, no burnout; se conserva como evidencia contextual.	MLP, SVM, árbol

En cuanto a las preguntas de investigación se obtuvieron los resultados siguientes:

3.1. RQ1: Criterios para medir la efectividad del machine learning en el burnout

Se analizaron los documentos y se encontraron 6 criterios que miden la efectividad del Machine Learning en el burnout, que se muestran en la Tabla 5.

Table 5. Criterios para medir efectividad

Criterio	Algoritmo / diseño	Cita de artículos	Cantidad
Discriminación: AUC/ROC	RF, XGBoost, modelos supervisados	[8, 9, 11, 13, 16]	5
Clasificación: precisión, recall, F1, exactitud	LR, deep multitarea, gradient boosting	[7, 12, 15]	3
Error y varianza explicada para puntuación continua	RF; regresión/SVM/RN/GBM	[10, 17]	2
Validación y generalización	Holdout, CV, validación externa, calibración/decisión	[9, 11, 13]	3
Interpretabilidad y accionabilidad	SHAP y selección de variables	[11, 12, 13, 14, 16, 17]	6

De manera gráfica se puede observar en el gráfico de la Figura 2, resaltando la Interpretabilidad y accionabilidad con mayor aplicación (6) con un 31.6%

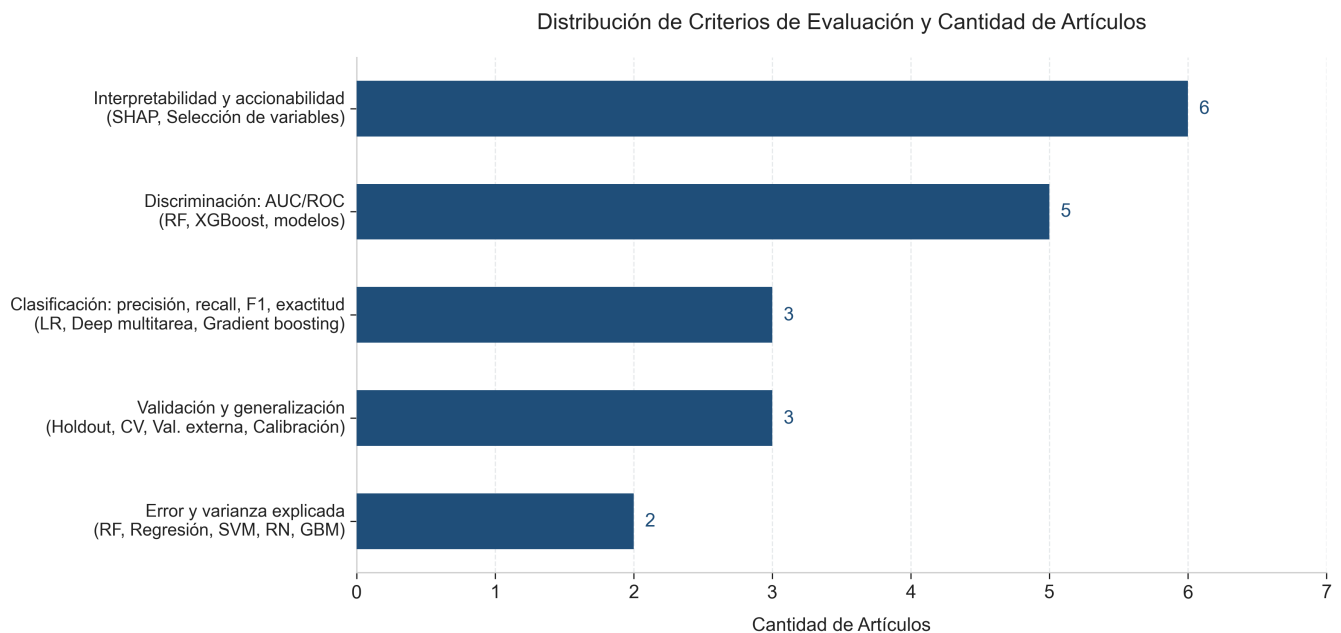


Figure 2. Criterios de evaluación

Al analizar un desenlace relacionado con la salud ocupacional y existe la posibilidad de un desbalance entre las clases, resulta conveniente complementar el AUC [8] con indicadores como la sensibilidad, la especificidad, la exactitud balanceada [16] y el F1-score [7, 15]. En conjunto, estas métricas permiten determinar tanto la capacidad del modelo para diferenciar adecuadamente los casos como su posibilidad de omitir situaciones asociadas con riesgo [12]. El estudio realizado con docentes empleó una partición independiente de los datos para evaluación (holdout), acompañada de métricas balanceadas, mientras que la investigación desarrollada en Corea [11] incorporó técnicas de remuestreo y validación cruzada. Estas estrategias proporcionan una evaluación más completa del desempeño predictivo que el uso exclusivo de la exactitud [11, 12]. Guo et al. [13] analizaron aspectos relacionados con la discriminación, la calibración y la curva de decisión utilizando una cohorte externa; sin embargo, su población estuvo constituida por profesionales de enfermería del área de radiología, por lo que sus resultados no pueden trasladarse directamente a

profesionales del ámbito de las tecnologías de información. Por otra parte, Lou et al. [10] evidenciaron una situación diferente, en la que los registros pasivos de actividad presentaron una capacidad discriminativa limitada y la incorporación de información sobre el nivel basal de burnout no mostró una mejora claramente superior respecto de dicho indicador inicial. En consecuencia, el desarrollo de modelos orientados a profesionales de TI debería considerar como referencia los instrumentos basales de evaluación del burnout y realizar procesos de validación diferenciados según la organización, el perfil laboral y la modalidad de trabajo [16].

3.2. RQ2: Algoritmos se están utilizando para detectar el burnout en profesionales en tecnología

Se analizaron los documentos y se encontraron 7 algoritmos de Machine Learning que permiten detectar el burnout, que se muestran en la Tabla 6.

Table 6. Algoritmos usados para detectar Burnout

Algoritmo	Métricas / resultados reportados	Cita de artículos	Cantidad
Modelos difusos	Comparación de tres modelos; sin métrica de clasificación informada	[5]	1
Regresión logística, SVM, naive Bayes, árbol, XGBoost	Mejor F1 para LR: 68.4% en agotamiento académico	[7]	1
Random forest	AUC 0.811 en docentes; AUC 0.904 en empresas coreanas	[9, 11]	2
Regresión penalizada, SVM, RN, RF, GBM	AUC promedio 0.595 con logs; 0.829 al incluir burnout basal	[10]	1
Deep learning multitarea	Recall 93%, precisión 91% en cohorte pequeña	[12]	1
Gradient boosting / XGBoost	Exactitud 75.8–76.8%; AUC externa 0.859; AUC 0.939	[13, 15, 16]	3
MLP, SVM y árbol	Resultados “razonablemente precisos”; sin cifra	[18]	1

Los algoritmos de Random Forest [11] y las técnicas boosting tienen una presencia recurrente en las investigaciones cuantitativas, debido a su capacidad para modelar relaciones no lineales [13] y determinar la relevancia de las variables predictoras [16]. Los desempeños más elevados identificados corresponden principalmente a estudios basados en encuestas de carácter ocupacional que incorporan un conjunto amplio de predictores, en lugar de investigaciones sustentadas exclusivamente en datos pasivos de actividad [15].

Por otro lado, los enfoques basados en aprendizaje profundo [12] y modelos multimodales presentan posibilidades de aplicación cuando se dispone de información procedente de dispositivos wearables o de series temporales. La investigación desarrollada

con estudiantes de computación representa una aproximación más próxima al ámbito tecnológico [7]; los algoritmos deberían considerarse alternativas susceptibles de comparación dentro del proceso de modelamiento, en lugar de establecer una clasificación definitiva entre ellos [18].

3.3. RQ3: Patrones de burnout se detectan entre las distintas subáreas tecnológicas existentes y que afectan el desempeño laboral

Se analizaron los documentos y se encontraron 6 subáreas tecnológicas con patrones de burnout, que se muestran en la Tabla 7.

Table 7. Patrones de burnout en las subáreas tecnológicas

Tipo de profesional	Patrón de burnout identificado	Cita de artículos	Cantidad
Profesionales TI, software e informática	Burnout se vincula con intención de salida; en informáticos las medianas MBI fueron más altas que en fisioterapeutas; en TI el entorno de oficina, la comunicación y la conveniencia del puesto se asociaron con menor afectación.	[1, 2, 4, 5]	4
Desarrolladores de videojuegos y TI en teletrabajo	Demandas temporales y horas semanales se asociaron con agotamiento; en videojuegos las demandas de tiempo explicaron 27% del agotamiento. En TI remoto se documentó burnout mediante MBI, pero no un patrón predictivo con ML.	[3, 6]	2
Estudiantes de computación y empleados tecnológicos	En estudiantes, agotamiento fue la dimensión más detectable con registros administrativos; en empleados tecnológicos se predijo necesidad de apoyo de salud mental, no burnout. No son pruebas directas en profesionales tecnológicos empleados.	[7, 18]	2
Docentes TI	Depresión, insomnio, uso problemático de internet y tiempo en línea figuraron entre los predictores; 19.7% presentó burnout en la muestra húngara.	[9]	1
Empleados de múltiples empresas / población ocupada	Inestabilidad, falta de recompensa, conflicto relacional e interferencia trabajo-vida fueron predictores destacados; las condiciones psicosociales superaron en importancia a variables organizacionales y sociodemográficas.	[11, 14]	2

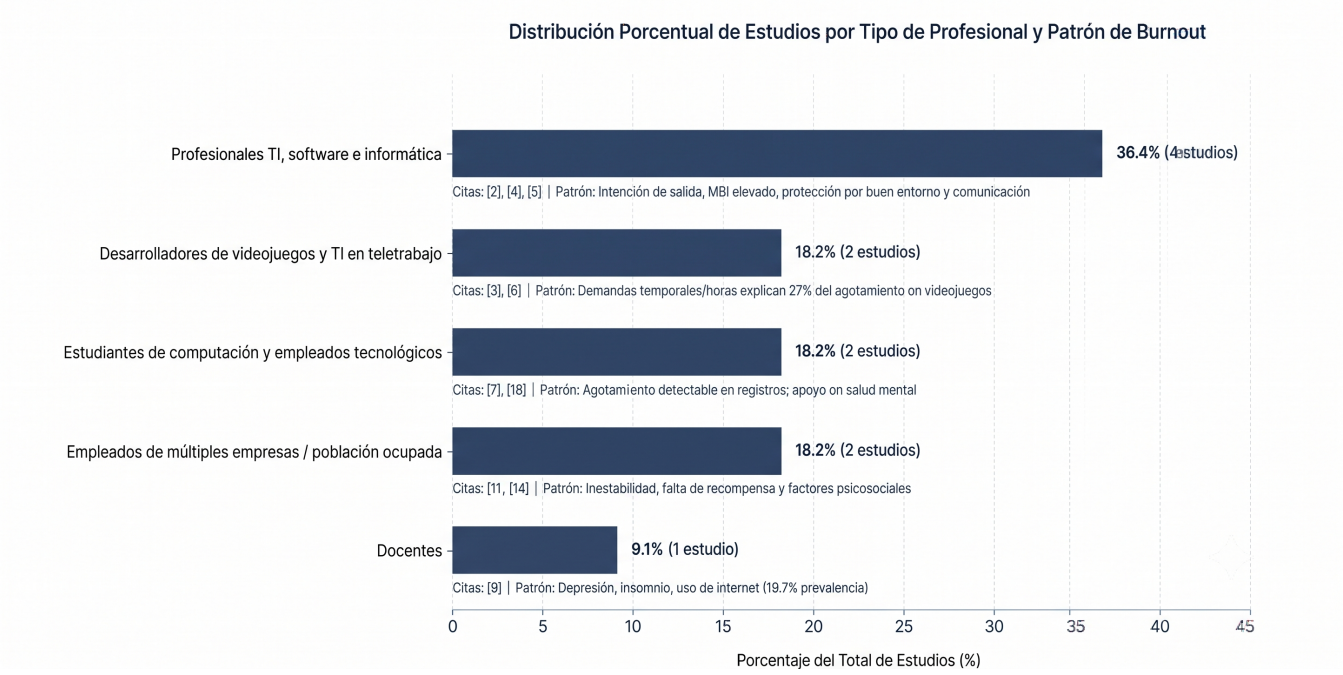


Figure 3. Estudios por tipo de profesión IT y patrones

Los dos estudios enfocados en perfiles laborales del ámbito tecnológico que presentan características comparables eviden-

cian una tendencia consistente: las exigencias relacionadas con el tiempo y la carga laboral contribuyen al incremento del ago-

tamiento, mientras que determinados recursos, como las oportunidades de aprendizaje [4, 5], el desarrollo profesional, la comunicación efectiva y la disponibilidad de un entorno laboral adecuado, se relacionan con una menor afectación [6]. La evidencia que presenta una mayor proximidad con el desempeño laboral corresponde a la asociación identificada entre el burnout y la intención de abandonar la organización en profesionales de software [18]. Sin embargo, no se identificaron modelos validados que relacionen directamente el burnout con indicadores como la productividad, la calidad del código o la ocurrencia de incidentes operativos en áreas específicas del sector tecnológico.

De los artículos seleccionados, 6 se enfocan en profesionales de TI, software, informática o videojuegos; de este último grupo, únicamente uno emplea de manera directa un algoritmo computacional para analizar el burnout en profesionales del área informática [1, 5]. En futuras investigaciones sería pertinente diferenciar los distintos perfiles y roles de TI [14] y realizar mediciones longitudinales que permitan analizar conjuntamente el burnout con variables como rotación laboral, retrasos, calidad del trabajo, ausentismo y volumen de incidencias [11].

4. Conclusiones

En relación con el problema general, la revisión realizada evidencia que las técnicas de Machine Learning pueden emplearse para identificar o estimar el riesgo de burnout cuando se integran instrumentos de medición validados, variables relacionadas con las condiciones laborales. Entre los enfoques utilizados con mayor frecuencia destacan Random Forest, Gradient Boosting/XGBoost y aquellos modelos que incorporan técnicas de interpretabilidad como SHAP.

En cuanto a la RQ1, la evaluación de la efectividad de los modelos debería considerar diversos criterios, entre ellos la capacidad de discriminación y clasificación, la calibración, la validación externa, la interpretabilidad y la utilidad para la toma de decisiones, tomando como referencia una línea base adecuada.

Respecto de la RQ2, los estudios analizados comprenden una amplia variedad de técnicas, incluyendo modelos lineales, máquinas de vectores de soporte (SVM), algoritmos basados en árboles, Random Forest, métodos de boosting/XGBoost, modelos difusos y técnicas de aprendizaje profundo. La diversidad existente tanto en las características de los datos como en los contextos de aplicación dificulta establecer un algoritmo que pueda considerarse superior de manera general.

Finalmente, en relación con la RQ3, los factores que muestran mayor consistencia entre los estudios incluyen la sobrecarga laboral, las exigencias temporales, la fatiga, el desequilibrio entre esfuerzo y recompensa, la insuficiencia de apoyo o reconocimiento y las dificultades para conciliar las responsabilidades laborales y personales. La relación más próxima con una consecuencia laboral observable corresponde a la intención de abandonar el empleo identificada en profesionales del desarrollo de software.

A partir de estos hallazgos, realizar investigaciones futuras de tipo longitudinales con validación externa que consideren las particularidades de las diferentes subáreas y perfiles profesionales del sector tecnológico, identificando alternativas para disminuir el burnout en las personas que fueron detectadas con oportunidad.

■ REFERENCIAS

[1] T. Tulili, Andrea Capiluppi, Ayushi Rastogi, “Burnout in software engineering: A systematic mapping study,” 2022. [En

línea]. Disponible: https://ars.els-cdn.com/content/image/1-s2.0-S0950584922002257-ga1_lrg.jpg.

- [2] Bianca Trinkenreich, Fabio Santos, Klaas-Jan Stol, “Predicting Attrition among Software Professionals: Antecedents and Consequences of Burnout and Engagement,” 2024. [En línea]. Disponible: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3691629>.
- [3] A. Kumaresan, P. Suganthirababu, Vignesh Srinivasan, Vijay Y Chandhini, P. Divyalaxmi, J. Alagesan, Surya Vishnuram, K. Ramana, L. Prathap, “Prevalence of burnout syndrome among Work-From-Home IT professionals during the COVID-19 pandemic,” 2022. [En línea]. Disponible: <https://content.iospress.com/443/download/work/wor211040?id=work%2Fwor211040>.
- [4] Sofia I. Reznichenko, Polina O. Podtiagina, “Office Environment and Work Experience as Predictors of Professional Burnout among IT Specialists,” 2024. [En línea]. Disponible: https://psyjournals.ru/journals/exppsy/archive/2024_n1/exppsy_2024_n1_Reznichenko_Podtiagina.pdf.
- [5] P. Prokopowicz, D. Mikołajewski, “Fuzzy Approach to Computational Classification of Burnout—Preliminary Findings,” 2022. [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/8/3767/pdf?version=1649512179>.
- [6] Joana Mendes, C. Queirós, “It’s Crunch Time: Burnout, Job Demands and Job Resources in Game Developers,” 2022. [En línea]. Disponible: <https://www.semanticscholar.org/paper/ce9dc0873f0d4d1ffde751349ce4d16c4377eb64>.
- [7] Eldar Yeskuatov, Lee Kien Foo, Sook-Ling Chua, “Detecting Burnout Among Undergraduate Computing Students with Supervised Machine Learning,” 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2227-9032/13/23/3182/pdf>.
- [8] Karthik Adapa, M. Pillai, Meagan Foster, N. Chargaia, L. Mazur, “Using Explainable Supervised Machine Learning to Predict Burnout in Healthcare Professionals,” 2022. [En línea]. Disponible: <https://ebooks.iospress.nl/pdf/doi/10.3233/SHTI220396>.
- [9] Gergely Fehér, Krisztián Kapus, A. Tibold, Z. Bankó, Gyula Berke, Boróka Gács, Imre Várad, Rita Nyulas, A. Matuz, “Mental issues, internet addiction and quality of life predict burnout among Hungarian teachers: a machine learning analysis,” 2024. [En línea]. Disponible: <https://bmcpublichealth.biomed-central.com/counter/pdf/10.1186/s12889-024-19797-9>.
- [10] Sunny S. Lou, Hanyang Liu, Benjamin C. Warner, Derek Harford, Chenyang Lu, T. Kannampallil, “Predicting Physician Burnout using Clinical Activity Logs: Model Performance and Lessons Learned,” 2022. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.104015>.
- [11] Hyeon-Jin Jeong, Seong-Cheol Yang, S. Park, Inho Hong, H. Kim, “Predicting the Risk of Burnout Syndrome Using Korean Occupational Stress Scale (KOSS): A Machine Learning Approach,” 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.semanticscholar.org/paper/0a162c073ccac29e128be56f5ffa9ed9c226cdf>.

- [12] S. Alam, Mohammad Arif Ul Alam, "Explainable Multi-task Burnout Prediction Using Adaptive Deep Learning (EMBRACE) for Resident Physicians: Algorithm Development and Validation Study," 2024. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.2196/57025>.
- [13] Linlin Guo, Qian Zhang, Lu-Xin Sun, Pei-Yao Hu, Zhaorui Wang, Jianhua Gu, Qian Sun, Youfu He, "Predicting burnout in radiology nurses: an interpretable machine learning model developed and externally validated in a multi-center study," 2026. [En línea]. Disponible: <https://www.frontiersin.org/journals/public-health/articles/10.3389/fpubh.2026.1914779/pdf>.
- [14] Anja Monstadt, Yvonne Friedrich, Fabian Rottstädt, Mona Weiss, T. Behrens, S. Casjens, J. Frost, Janka Massag, I. Moor, N. Opel, L. Pfrommer, B. Schüz, André Scherag, M. Walter, R. Mikolajczyk, Ilona Croy, "Multidomain correlates of burnout: A population-based study using supervised machine learning," 2026. [En línea]. Disponible: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s00127-026-03113-4.pdf>.
- [15] Maria Van Zyl-Cillié, Jacoba H. Bührmann, Alwiena J Blignaut, Derya Demirtas, Siedine Knobloch Coetzee, "A machine learning model to predict the risk factors causing feelings of burnout and emotional exhaustion amongst nursing staff in South Africa," 2024. [En línea]. Disponible: <https://bmchealthservres.biomedcentral.com/counter/pdf/10.1186/s12913-024-12184-5>.
- [16] Xueyan Hu, Chong Liu, Xiaoshi Yang, "Predicting Job Burnout Among Female Nurses in China With Machine Learning and Shapley Additive Explanations," 2025. [En línea]. Disponible: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1155/jonm/2572646>.
- [17] Yue Zeng, Xiangyu Zhao, Zihui Xie, Xiao-He Lin, Meiling Qi, Ping Li, "Prediction of Job Burnout in Nurses Based on the Job Demands-Resources Model: An Explainable Machine Learning Approach," 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.semanticscholar.org/paper/e25054774f0febbfe160ceec8d683b321bf0f34b>.
- [18] H. Jamalirad, Mahdie Jajroudi, "Prediction of Mental Health Support of Employee Perceiving by Using Machine Learning Methods," 2023. [En línea]. Disponible: <https://ebooks.iospress.nl/pdf/doi/10.3233/SHTI230302>.
- [19] Juan Kenedy Ramirez, Mayron Antonio Candia-Puma, Mayra Alexandra Arratia-Corrales, Y. Peña-Pinto, Angélica Corzo Salas de Valdivia, Roxana Jacqueline Candelaria Gutiérrez-Aranibar, José Antonio Llahuilla-Quea, Isabel García-Torres, Roberth Chuquimbalqui-Maslucán, Rommel Luis López-Alvarado, Edgar Robert Tapia-Manrique, R. Yuli-Posadas, "Machine learning analysis of the association between psychosocial risks and burnout syndrome in mining workers," 2026. [En línea]. Disponible: <https://www.frontiersin.org/journals/public-health/articles/10.3389/fpubh.2026.1871339/pdf>.
- [20] Wei Hu, Yunfan Ji, Fengzhi Chai, Di Xu, Yuhong Wang, Caiyue Xu, Xia Li, "Development and Internal Validation of Interpretable Machine Learning Models for Identifying Burnout Syndrome Among Intensive Care Unit Nurses," 2026. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1155/jonm/6835251>.
- [21] Ana Rocha, Cristina Costeira, Raul Barbosa, Florbela Gonçalves, Miguel Castelo-Branco, Joaquim Viana, Margarida Gaudêncio, Filipa Ventura, "Burnout protective patterns among oncology nurses: a cross-sectional study using machine learning analysis," 2025. [En línea]. Disponible: <https://bmcnurs.biomedcentral.com/counter/pdf/10.1186/s12912-025-03277-5>.
- [22] Katelynn A. Bourassa, Bishal Lamichhane, N. Bartek, Chandra Bautista, Akane Sano, Alok Madan, "Objective Biobehavioral Measures Reflect Burnout States and Temporal Changes in a Nursing Population: A Prospective Observational Assessment," 2026. [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2039-4403/16/1/36/pdf?version=1769075884>.
- [23] Zirong Li, Qinghua Fan, Xiao Gan, Jinbi Wei, Yuhui Chen, Yanping Ying, "Identifying Key Predictors and Developing a Machine Learning Model for Nurse Burnout in China," 2026. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1155/jonm/8179894>.
- [24] Rili Dang, N. A. Samad, "Exploring the Algorithm for Diagnosing Burnout of Counselors in Higher Vocational Colleges in Guangdong Province Based on Emotion Recognition," 2024. [En línea]. Disponible: <https://ijor.co.uk/ijor/article/download/5159/2682>.
- [25] Hossam Dawa, José Neves, Henrique Vicente, "Evaluating the Impact of Digital Tool Utilization in Dentistry on Burnout Syndrome Among Dentists: An Entropy Analysis and AI-Driven Approach," 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2673-4117/6/3/47/pdf?version=1740818000>.
- [26] M. Cascella, A. Simonini, S. Coluccia, E. Bignami, Gilberto Fiore, Emiliano Petrucci, A. Vergallo, Giacomo Sollecchia, Franco Marinangeli, Roberto Pedone, Alessandro Vittori, "Different artificial neural networks for predicting burnout risk in Italian anesthesiologists," 2025. [En línea]. Disponible: <https://janesthanalgricare.biomedcentral.com/counter/pdf/10.1186/s44158-025-00255-w>.
- [27] Volkan Efecan, O. Arıcan, "Decoding digital burnout in the maritime workforce: An explainable ai approach to digital ageing and deprivation," 2026. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1177/10519815261456685>.
- [28] A. Kumaresan, Nivya Sebastian, P. Suganthirababu, Vignesh Srinivasan, Surya Vishnuram, Priyadharshini Kumar, Vanitha Jayaraj, J. Alagesan, L. Prathap, P. Kandakurti, "Efficacy of physiotherapy management on burnout syndrome amongst IT professionals during the COVID-19 pandemic," 2022. [En línea]. Disponible: <https://content.iospress.com:443/download/work/wor220051?id=work%2Fwor220051>.
- [29] C. Consiglio, Nicoletta Massa, V. Sommovigo, Luigi Fusco, "Techno-Stress Creators, Burnout and Psychological Health among Remote Workers during the Pandemic: The Moderating Role of E-Work Self-Efficacy," 2023.

- [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/1660-4601/20/22/7051/pdf?version=1699868461>.
- [30] Véra-Line Montreuil, Julie Dextras-Gauthier, Marie-Hélène Gilbert, Justine Dima, M. Boulet, "Remote work during the COVID-19 pandemic: How do digital technology use affects mental fatigue, psychological distress and well-being?," 2022. [En línea]. Disponible: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2093791121013706/pdf>.
- [31] A. De Carlo, D. Girardi, Laura Dal Corso, Elvira Arcucci, A. Falco, "Out of Sight, Out of Mind? A Longitudinal Investigation of Smart Working and Burnout in the Context of the Job Demands-Resources Model during the COVID-19 Pandemic," 2022. [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/12/7121/pdf?version=1655352413>.
- [32] A. Alonso, Alan Oliveira Máximo de Carvalho, J. Lira, V. Paixão, Rafael Diego Modenes, Rita de Cássia Ernandes, Vanderlei Carneiro da Silva, Gerson Scherrer Júnior, Kleyton Góes Passos, Matheus Henrique dos Santos Lino, Sofia Silva, Sônia Brito-Costa, G. Furtado, G. C. Brech, "Lessons for the COVID era and beyond: The impact of inactive lifestyle and mental health events on burnout syndrome in university professors working from home during the pandemic," 2025. [En línea]. Disponible: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11808674/pdf/main.pdf>.
- [33] Amit Kumar, B. Krishnamoorthy, S. Bhattacharyya, "Machine learning and artificial intelligence-induced technostress in organizations: a study on automation-augmentation paradox with socio-technical systems as coping mechanisms," 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.semanticscholar.org/paper/adff068d4f7d6e3927e5094250bce270c0cfe4e5>.
- [34] Byung-Jik Kim, Julak Lee, "The mental health implications of artificial intelligence adoption: the crucial role of self-efficacy," 2024. [En línea]. Disponible: <https://www.nature.com/articles/s41599-024-04018-w.pdf>.
- [35] Rita Jakštienė, I. Urbanavičiūtė, Arūnas Žiedelis, J. Lazauskaitė-Zabielskė, "Struggling or Thriving With Technology at Work: A Mixed-Method Analysis of Personal and Organizational ICT Resources," 2025. [En línea]. Disponible: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1155/hbe2/5422987>.
- [36] T. Bahr, S. Ginsburg, James Wright, A. Shachak, "Technostress as source of physician burnout: An exploration of the associations between technology usage and physician burnout," 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.semanticscholar.org/paper/81d28eacd140bbe2986bce3b9c376626890032f0>.
- [37] Karthik Meduri, Geeta Sandeep Nadella, Hari Gonaygunta, Deepak Kumar, Santosh Reddy Addula, Snehal Satish, Mohan Harish Maturi, Shafiq ur Rehman, "Human-centered AI for personalized workload management: A multimodal approach to preventing employee burnout," 2024. [En línea]. Disponible: <https://systems.enpress-publisher.com/index.php/jipd/article/download/6918/3799>.
- [38] Mansi Bhonsle, "Predictive Analytics for Mental Health: Machine Learning Approaches in the Tech Industry," 2024. [En línea]. Disponible: <https://www.internationalpubs.com/index.php/pmj/article/download/2314/1422>.
- [39] Fikri Muhamad Fahmi, Budiman Budiman, Nur Alamsyah, "Optimizing IT Remote Workers Mental Health Prediction using Feature Engineering," 2025. [En línea]. Disponible: <https://international.arimsi.or.id/index.php/IJSME/article/download/193/82>.
- [40] Santhosh Kumar Poudapally, M. S. Dayananda Swamy, "A Conceptual Artificial Intelligence Driven Framework for Early Health Risk Detection and Holistic Well Being Enhancement in the Information Technology Workforce," 2026. [En línea]. Disponible: <https://cspub-ijcisim.org/index.php/ij-cisim/article/download/3307/2618>.
- [41] Rajib Rana, Niall Higgins, Terry Stedman, Sonja March, D. Gucciardi, P. Barua, Rohina Joshi, "Passive AI Detection of Stress and Burnout Among Frontline Workers," 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.mdpi.com/2039-4403/15/11/373/pdf?version=1761202929>.
- [42] Luis Fernando Pareja Bernal, Souhir Ben Souissi, C. Golz, "Machine learning-based detection of workplace stress using wearable and multimodal data: a systematic literature review," 2026. [En línea]. Disponible: <https://www.frontiersin.org/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2026.1837195/pdf>.
- [43] Huijing Shi, Jinyang Liu, Chaochao Yang, Jingxian Shang, Yanli Zeng, "Machine learning for predicting burnout among healthcare workers: a systematic review and meta-analysis," 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.semanticscholar.org/paper/5b61f5373d900dec916c54b27cc931c74700c2c3>.
- [44] Aashima Magotra, Alok Arshey, Data Science, Shivam Sharma, Shereen Khan, Shouunak Nandy, Subir Magotra, "EFFECTIVENESS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED TOOLS IN MONITORING AND REDUCING BURNOUT AMONG HEALTHCARE WORKERS: A SYSTEMATIC REVIEW," 2026. [En línea]. Disponible: <https://geneticsmr.com/index.php/gmr/article/download/3760/2371>.
- [45] Berna Sarraf, Ali Ghasempour, "Impact of artificial intelligence on electronic health record-related burnouts among healthcare professionals: systematic review," 2025. [En línea]. Disponible: <https://www.frontiersin.org/journals/public-health/articles/10.3389/fpubh.2025.1628831/pdf>.