UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

FACULTAD DE INGENIERÍAS

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE MINAS

TESIS

"APLICACIÓN DE LA PLATAFORMA PYTHON EN LA PREVENCIÓN Y PREDICCIÓN DE INCIDENTES LABORALES MEDIANTE ANÁLISIS DE DATOS DE SEGURIDAD Y SALUD OCUPACIONAL EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA RADCOM 3"

PRESENTADO POR:

Bach. JHONATAN CÁCERES VENTURA

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO DE MINAS

MOQUEGUA – PERÚ

2026

UNAM
UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE MINAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA — UNAM — SECRETARIA GENERAL

Folio N° 001

ACTA DE SUSTENTACIÓN

I. Modalidad:

Tesis : [X]

Trabajo de Suficiencia Profesional : [ ]

Otro: ..... : [ ]

II. Documento de aprobación para la sustentación:

Resolución de Consejo de Facultad N° 167-2026-CF-FAIN-UNAM

Fecha: 21 mayo 2026

III. El Jurado ha dictaminado la (el) ....., TITULADO:

"APLICACIÓN DE LA PLATAFORMA PYTHON EN LA PREVENCIÓN Y PREDICCIÓN DE INCIDENTES LABORALES MEDIANTE ANÁLISIS DE DATOS DE SEGURIDAD Y SALUD OCUPACIONAL EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA RADCOM 3"

Bachiller: Jhonatan CÁCERES VENTURA

Asesor Principal: Dr. Jose Luis Tomás FLOREZ SALAS

Co-Asesor : .....

IV. Se dictamina:

Como: Aprobado por unanimidad la sustentación de manera:

Presencial [X] Virtual [ ]

Con nota: catorce (14) por lo que; Sí [X] No [ ]

Opta el Título Profesional de INGENIERO DE MINAS.

Siendo las 12:00 horas, del 28 de mayo del año 2026 se procede con la firma en conformidad de lo dictaminado por el Jurado.

Presidente
Dr. Arquímedes León VARGAS LUQUE
(Nombres y Apellidos)

Primer Miembro
MSc. Agapito FLORES JUSTO
(Nombres y Apellidos)

Segundo Miembro
MSc. Juan Elías ROJAS CONDORI
(Nombres y Apellidos)

Bachiller
Jhonatan CÁCERES VENTURA
(Nombres y Apellidos)

DEDICATORIA

A mi mamá:

Quién es mi más grande inspiración para luchar día a día, por ser el ejemplo de una mujer guerrera, que desde el principio estuvo ahí porque siempre creyó en mí, incluso cuando yo dudaba de mí mismo, nunca me cansaré de agradecerte todo lo que haces por mí, ninguna palabra es suficiente para expresar tanto agradecimiento. Sin tus sacrificios, dedicación, paciencia y esfuerzo, nada de esto sería posible, este logro es tan tuyo como mío, todo lo que soy es gracias a ti.

AGRADECIMIENTOS

Con infinita gratitud a Dios, por haberme sostenido en cada paso de este camino. Gracias por darme la fuerza en los momentos difíciles, por iluminar mi mente con sabiduría cuando más lo necesitaba y por recordarme que nunca estuve solo, incluso en los días mas inciertos, a Él le debo cada logro alcanzado, cada idea que cobró vida y cada obstáculo superado, esta meta no habría sido posible sin su infinita gracia.

A mi familia y seres queridos, quienes me acompañaron en este proceso, dándome fuerza y ánimo para continuar, todos y cada uno de ustedes han sido parte esencial para lograrlo.

A mi madre Veneranda; mis tíos Rodrigo y Wencesla quiénes han sabido formarme con buenos valores, y cada paso de este camino lo he dado con el apoyo de sus palabras y su confianza en mí

A mis docentes, por su sabiduría, dedicación y mentoría en mi formación académica.

A mi asesor de tesis, Dr. Ing. Jorge Luis Tomás Florez Salas, por su soporte y guía en el desarrollo de este proyecto.

Con gratitud y cariño.

Jhonatan.

RESUMEN

Esta investigación se encargó de evaluar el impacto de una plataforma desarrollada en Python para optimizar la seguridad ocupacional en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, ubicada en Moquegua, Perú. El objetivo general fue implementar un sistema predictivo para reducir incidentes laborales y mejorar el bienestar de los trabajadores. La población de estudio estuvo conformada por la totalidad de los 12 trabajadores de la empresa, por lo que no se requirió un muestreo. El diseño metodológico fue mixto, combinando el análisis cuantitativo de datos históricos de incidentes con modelos de machine learning de las librerías como Pandas y Scikit-learn, y el análisis cualitativo mediante encuestas de percepción con una escala Likert de 5 puntos. La recolección de datos se realizó en dos fases que duró ocho meses, una línea base antes de la implementación (enero-abril 2025) y un periodo de evaluación posterior (mayo-agosto 2025). Los resultados mostraron una reducción del 40% en la tasa de incidentes, importantes ahorros económicos y una mejora sustancial del 26% en la percepción de seguridad y satisfacción laboral reportada por los trabajadores. Se concluye que la implementación de sistemas predictivos basados en Python es una estrategia altamente efectiva y económicamente viable para mejorar la seguridad y el bienestar en entornos mineros de pequeña escala, demostrando un impacto positivo tanto en los indicadores operativos como en el factor humano.

Palabras clave: Seguridad ocupacional, minería, Python, análisis predictivo, bienestar laboral.

ABSTRACT

This research evaluated the impact of a platform developed in Python to optimize occupational safety at the non-metallic mining unit RADCOM 3, located in Moquegua, Peru. The main objective was to implement a predictive system to reduce workplace incidents and improve worker well-being. The study population consisted of all 12 of the company's workers, so no sampling was required. The methodological design was mixed, combining quantitative analysis of historical incident data with machine learning models from libraries such as Pandas and Scikit-learn, and qualitative analysis through perception surveys using a 5-point Likert scale. Data collection was carried out in two phases lasting eight months: a baseline before implementation (January-April 2025) and a subsequent evaluation period (May-August 2025). The results showed a 40% reduction in the incident rate, significant economic savings, and a substantial 26% improvement in the perception of safety and job satisfaction reported by the workers. It is concluded that the implementation of predictive systems based on Python is a highly effective and economically viable strategy for improving safety and well-being in small-scale mining environments, demonstrating a positive impact on both operational indicators and the human factor.

Keywords: Occupational safety, mining, Python, predictive analysis, worker well-being.

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN 1

CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 3

1.1. Descripción de la realidad problemática 3

1.1.1. Interrogante general 5

1.1.2. Interrogantes específicas 5

1.2. Objetivos 5

1.2.1. Objetivo general 5

1.2.2. Objetivos específicos 5

1.3. Justificación 6

1.4. Hipótesis 14

1.4.1. Hipótesis general 14

1.4.2. Hipótesis específicas 14

1.5. Variables 15

1.5.1 Variable independiente 15

1.5.2. Variable dependiente 15

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO 16

2.1. Antecedentes del problema 16

2.2. Bases teóricas 26

2.2.1. Seguridad en minería 26

2.2.2. Normativas mineras 27

2.2.3. Análisis de datos en minería 28

2.2.4. Python como herramienta de análisis de datos 30

2.2.5. Sostenibilidad y Medio Ambiente 32

2.3. Definición de términos 32

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA 38
3.1. Tipo y nivel de investigación 38
3.1.1. Tipo de investigación 38
3.1.2. Nivel de investigación 38
3.1.3. Diseño de Investigación 38
3.2. Ámbito temporal y espacial 40
3.2.1. Ámbito Espacial 40
3.2.2. Ámbito Temporal 41
3.3. Población y muestra 41
3.4. Instrumentos para la recolección de datos 42
3.5. Procedimiento 43
3.6. Análisis de datos 45
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN 47
4.1. Introducción a los resultados 47
4.1.2. Contextualización de los objetivos específicos y su importancia. 48
4.1.3. Descripción general del enfoque metodológico utilizado. 49
4.2. Validación y confiabilidad 50
4.2.2. Análisis de confiabilidad (Alfa de Cronbach) 50
4.3. Presentación de resultados por Objetivo específico 51
4.3.1. Objetivo Específico 1: Características y funcionalidades de la plataforma Python 51
4.3.1. Objetivo Específico 2: 56
4.4. Discusión de Resultados 62
CAPÍTULO V: CONCLUSIONES 64
CAPÍTULO VI: RECOMENDACIONES 65
CAPÍTULO VII: REFERENCIAS 66

ANEXOS 73

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Diagrama de Flujo del Sistema Predictivo Desarrollado……...54
Figura 2: Comparación de incidentes laborales antes y después de la implmentación……58
Figura 3: Distribución del índice de satisfacción laboral post – implementación ……...…….60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Costos directos de un incidente por falta de EPP 8
Tabla 2: Costos directos por incidentes en carguío..... 10
Tabla 3: Costos directos por fallo en el mantenimiento de equipos 12
Tabla 4: Resumen de validación de instrumentos..... 50
Tabla 5: Resultado del coeficiente Alfa de Cronbach para el instrumento de percepción 51
Tabla 6: Métricas de desempeño de la plataforma Python……..56
Tabla 7: Comparación de incidentes laborales antes y después de la implementación……...….57
Tabla 8: Resultados de encuestas de percepción de seguridad……59
Tabla 9: Ahorros económicos logrados por la implementación de la plataforma Python …….62

ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia ……..……. 74
Anexo 2. Operacionalización de variables…….……..….. 75
Anexo 3. Cuestionario de percepción de seguridad (Escala Likert) ……..…….76
Anexo 4. Valoración del Instrumento……..……..…. 77
Anexo 5. Guía de entrevista semiestructurada para supervisores……..…. 80
Anexo 6. Ficha de registro de observación directa…….…... 81
Anexo 7. Plantilla de recolección de datos históricos (input para Python) ……....82
Anexo 8. Código Python para generar la Tabla 4 ……..83
Anexo 9. Resultados de encuestas de percepción de seguridad.....84
Anexo 10. Ahorros económicos logrados por la implementación de la plataforma Python 85
Anexo 11. Código Python completo del modelo predictivo de incidentes laborales..... 86
Anexo 12. Panel fotográfico de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3……88

LISTA DE ABREVIATURAS

Abreviaturas y siglas técnicas

ATS	:	Análisis de Trabajo Seguro.
EPP	:	Equipo de Protección Personal.
GPS	:	Sistema de Posicionamiento Global (Global Positioning System).
IPERC	:	Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Medidas de Control.
IoT	:	Internet de las Cosas (Internet of Things).
NLP	:	Procesamiento de Lenguaje Natural (Natural Language Processing).
SVM	:	Máquinas de Soporte Vectorial (Support Vector Machines).

Instituciones y normativa

CAMIPER	:	Cámara Minera del Perú.
GORE	:	Gobierno Regional (referenciado en el contexto de Moquegua).
ICMM	:	Consejo Internacional de Minería y Metales (International Council on Mining and Metals).
OIT	:	Organización Internacional del Trabajo.
SGSSO	:	Sistema de Gestión de Seguridad y Salud Ocupacional.
SNMPE	:	Sociedad Nacional de Minería, Petróleo y Energía.

UNAM : Universidad Nacional de Moquegua.

Librerías y herramientas informáticas

Matplotlib : Librería de Python para la generación de gráficos y visualizaciones.

NumPy : Librería de Python para cálculo numérico y manejo de arreglos.

Pandas : Librería de Python utilizada para la limpieza, estructuración y análisis de datos.

Random Forest : Algoritmo de ensemble learning (Bosque Aleatorio) implementado con Scikit-learn para la predicción de incidentes laborales.

Scikit-learn : Librería de Python especializada en modelos de aprendizaje automático (Machine Learning).

Seaborn : Librería de Python para visualización de datos estadísticos.

SQLite : Sistema de gestión de bases de datos utilizado para la integración de la plataforma.

INTRODUCCIÓN

La seguridad y la salud ocupacional representan pilares esenciales para la sostenibilidad de las operaciones mineras, pues garantizan no solo la protección de los trabajadores, sino también la eficiencia y continuidad de los procesos productivos. A pesar de los esfuerzos normativos y tecnológicos, los incidentes laborales siguen siendo una problemática persistente, especialmente en las unidades mineras no metálicas, donde las condiciones operativas, la exposición ambiental y la falta de control predictivo generan riesgos que pueden derivar en pérdidas humanas y económicas significativas.

En este contexto, surge la necesidad de incorporar tecnologías de análisis de datos que permitan anticipar incidentes antes de que ocurran, sustituyendo el enfoque reactivo tradicional por una gestión proactiva basada en evidencia. El lenguaje de programación Python ofrece una alternativa sólida, accesible y versátil para este propósito, ya que permite analizar grandes volúmenes de información, detectar patrones de riesgo y generar alertas tempranas mediante algoritmos de aprendizaje automático. Su aplicación en el campo de la seguridad minera no solo optimiza los procesos de prevención, sino que también fomenta la toma de decisiones fundamentadas y mejora la cultura de seguridad dentro de las organizaciones.

La presente investigación aborda la implementación de una plataforma desarrollada en Python para la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, en Moquegua. La problemática principal radica en la persistencia de eventos adversos, como caídas, fallas de equipos y la falta de uso de equipos de protección personal que evidencian limitaciones en los métodos tradicionales de seguridad. Se busca responder a la pregunta: ¿cómo puede la implementación de Python contribuir a la prevención y predicción de incidentes laborales, mejorando la seguridad y el bienestar de los trabajadores?

El objetivo general fue aplicar Python como herramienta para la predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. De este se derivan dos objetivos específicos que son, definir las características y funcionalidades esenciales que debe poseer Python para garantizar su efectividad en la predicción y

prevención de incidentes laborales; y evaluar el impacto de su implementación en la reducción de incidentes, productividad y bienestar de los trabajadores.

La hipótesis general sostiene que la implementación de una plataforma de análisis de datos basada en Python contribuye significativamente a la predicción y prevención de incidentes laborales, mejorando la seguridad ocupacional y la eficiencia operativa de la unidad minera.

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo de tipo aplicado, con un diseño cuasiexperimental complementado por técnicas cualitativas. Se analizaron registros históricos de incidentes laborales antes y después de la implementación de la plataforma, combinando métodos descriptivos y analíticos para identificar cambios en la frecuencia e impacto de los eventos. Los instrumentos de recolección de datos incluyeron la revisión documental de reportes de seguridad, encuestas estructuradas a los trabajadores, entrevistas semiestructuradas a supervisores y el análisis de datos históricos procesados mediante las librerías de Python.

Los resultados obtenidos demostraron una reducción del 40 % en la tasa de incidentes laborales, una mejora del 26 % en la percepción de seguridad y una disminución significativa de los costos derivados de fallas operativas. Además, se evidenció que la plataforma facilitó la detección temprana de riesgos, optimizó la gestión preventiva y promovió una cultura organizacional orientada al autocuidado y la eficiencia.

En conclusión, la aplicación de Python en la gestión de la seguridad ocupacional se consolida como una herramienta eficaz, económica y sostenible para el sector minero.

CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Descripción de la realidad problemática

La seguridad y la salud ocupacional de los trabajadores son una prioridad esencial en la industria minera, especialmente en entornos como la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, dedicada a la extracción de minerales no metálicos. Sin embargo, la ocurrencia de incidentes laborales sigue siendo una problemática significativa que pone en riesgo el bienestar del personal. Estos eventos, relacionados con el manejo de maquinaria, las condiciones del terreno y el incumplimiento de medidas de seguridad evidencian la urgencia de implementar estrategias más efectivas para prevenir riesgos y proteger a los trabajadores.

Un ejemplo claro de esta situación se observa en incidentes recientes ocurridos en la unidad minera en un lapso de menos de 20 días. En un caso, un trabajador cayó desde una altura aproximada de 3 metros mientras realizaba una tarea, debido a que no utilizó el equipo de protección personal (EPP) adecuado para sostenerse; afortunadamente, aterrizó sobre arena, lo que amortiguó el impacto, pero el evento expuso la vulnerabilidad ante la falta de cumplimiento de normas de seguridad. En otro caso, un operario corrió por el costado del embudo de la chancadora para evitar el camino designado, más largo, y al no llevar casco de protección, golpeó su frente contra una estructura metálica, resultando en una herida. Estos incidentes ilustran cómo la combinación de comportamientos inseguros y la ausencia de medidas preventivas adecuadas contribuyen a la persistencia de riesgos laborales en la unidad minera.

A pesar de los esfuerzos realizados mediante métodos tradicionales, como inspecciones manuales y registros básicos, la reducción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 no ha alcanzado niveles satisfactorios. La carencia de herramientas tecnológicas avanzadas para analizar datos de seguridad y salud ocupacional limita la capacidad de la empresa para anticiparse a estos eventos, identificar patrones de riesgo como el uso inadecuado del EPP o la toma de atajos peligrosos y garantizar una gestión proactiva de la seguridad. Esta situación pone en evidencia la necesidad de recursos predictivos que permitan mitigar los peligros inherentes a las operaciones mineras no metálicas.

Para abordar esta realidad, se propone la implementación de una solución basada en el análisis de datos de seguridad y salud ocupacional utilizando el lenguaje de programación Python. Esta herramienta permitirá procesar grandes volúmenes de información, incluyendo registros históricos de incidentes laborales, condiciones operativas y factores humanos, para identificar tendencias, predecir riesgos potenciales y generar alertas tempranas. El objetivo es reducir la incidencia de eventos como los descritos, fortaleciendo la seguridad y el bienestar de los trabajadores mediante un enfoque preventivo y basado en datos. La problemática actual en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 destaca la importancia de adoptar tecnologías innovadoras que no solo mejoren las condiciones de trabajo, sino que también promuevan una cultura de prevención mediante la capacitación del personal y la optimización de los procesos de seguridad.

Situación actual documentada: Según Villan (2019), entre 2014-2018 se registraron 117 accidentes laborales en una mina peruana similar, evidenciando la persistencia de riesgos laborales en el sector. En la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, a pesar de los esfuerzos realizados mediante métodos tradicionales como inspecciones manuales y registros básicos, la reducción de incidentes laborales no ha alcanzado niveles satisfactorios.

Datos específicos consolidados:

- Tasa de incidentes: Entre 5-7 eventos por cada 100 trabajadores/mes, según indicadores del sector minero.
- Costo promedio por incidente leve: S/600-S/1,200, basado en datos del ICMM (2019) adaptados al tipo de cambio peruano.
- Tiempo promedio de respuesta actual: 1-2 días según metodologías tradicionales documentadas por Rodríguez (2020).

Limitaciones identificadas:

- Retraso en identificación de riesgos: 1-2 días
- Tasa de falsos negativos estimada: 20-30%
- Cobertura limitada de áreas críticas: ~60-70%

Propuesta de mejora con Python: A través de una plataforma de análisis desarrollada en Python, que integra diversas herramientas especializadas como Pandas

para manejo de datos, NumPy para cálculo numérico, Matplotlib y Seaborn para visualización, y Scikit-learn para modelos predictivos permitirá:

- Reducción del tiempo de detección: De 1-2 días a tiempo real/horas
- Mejora en precisión predictiva: De 70-80% a >95%
- Reducción proyectada de incidentes: 30-40% según estudios previos
- Implementación de modelos predictivos usando Scikit-learn para analizar patrones de riesgo
- Procesamiento en tiempo real de datos operativos mediante Pandas y NumPy
- Visualización interactiva de puntos críticos de riesgo usando Matplotlib y Seaborn.

1.1.1.1. Interrogante general

¿Cómo puede la implementación de Python contribuir a la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, mejorando la seguridad y el bienestar de los trabajadores?

1.1.2. Interrogantes específicas

1.¿Qué características deben tener Python para garantizar su efectividad en la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3?

2. ¿Cuál es el impacto potencial de la implementación de la plataforma Python en la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3?

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Aplicar Python para la predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3.

1.2.2. Objetivos específicos

1.Definir las características y funcionalidades esenciales que deben tener Python para garantizar su efectividad en la predicción y prevención de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3.

2. Evaluar el impacto de la implementación de Python en términos de reducción de incidentes laborales, así como en la mejora de la productividad y el bienestar de los trabajadores en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3.

1.3. Justificación

La implementación de una plataforma de análisis de datos desarrollada en Python en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 se justifica por varias razones clave que buscan mejorar los aspectos operativos y de seguridad dentro de la organización, con un enfoque particular en la predicción y prevención de incidentes laborales.

1. Mejora la seguridad y bienestar de los trabajadores

El principal propósito de esta plataforma es fortalecer la seguridad y el bienestar del personal en la unidad minera. Mediante el uso de la plataforma Python, será posible prever incidentes laborales, como caídas por falta de uso de equipos de protección personal (EPP) o lesiones derivadas de comportamientos inseguros, y emitir alertas preventivas para actuar antes de que ocurran. Esto reducirá la incidencia de eventos que afectan a los trabajadores, creando un entorno laboral más seguro. Además, este avance no solo mejorará la calidad de vida del personal, sino que también consolidará la reputación de la empresa, reflejando su compromiso con la responsabilidad social y la protección de sus empleados.

2. Reducción de costos asociados a incidentes laborales

La implementación de la plataforma de análisis de datos basada en Python permitirá reducir significativamente los costos asociados a incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 mediante la predicción y prevención proactiva de eventos de riesgo, superando las limitaciones de los sistemas convencionales actuales basados en inspecciones manuales y registros básicos. Esta reducción se logrará de las siguientes formas, en contraste con los métodos tradicionales:

- **Disminución de costos directos por lesiones y daños**:

  En la minería no metálica, los costos directos asociados a lesiones y daños son una preocupación crítica tanto para la seguridad de los trabajadores como para la rentabilidad operativa. Según datos históricos recopilados de la

Unidad Minera no metálica RADCOM 3., entre 2022 y 2024 registraron 87 incidentes laborales. Estos incidentes generan gastos significativos relacionados con atención médica, reparaciones de equipos y tiempo improductivo.

Para abordar este desafío, es fundamental implementar herramientas predictivas que permitan anticipar riesgos y prevenir incidentes antes de que ocurran. La plataforma basada en Python, mediante el uso de bibliotecas como Pandas y NumPy, puede procesar grandes volúmenes de datos históricos y en tiempo real para identificar patrones de riesgo y emitir alertas tempranas. Esto permitirá reducir significativamente los costos directos asociados a lesiones y daños, mejorando tanto la seguridad como la productividad.

Caso: Caída desde Altura por Falta de Uso de EPP

Situación: En la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 durante la jornada laboral del 5 de marzo de 2024, ocurrió un incidente que puso en evidencia los riesgos asociados a la falta de uso de equipos de protección personal (EPP). Un trabajador estaba realizando una tarea en altura cuando decidió no usar el arnés de seguridad requerido para sostenerse.

Mientras trabajaba, el trabajador perdió el equilibrio y cayó desde una altura aproximada de 3 metros. Afortunadamente, aterrizó sobre un montículo de arena, lo que amortiguó el impacto y evitó lesiones graves. Sin embargo, sufrió un fuerte golpe en la espalda que requirió atención médica inmediata. Como resultado, no pudo continuar sus labores durante varias horas, lo que generó una interrupción operativa mientras se evaluaba su condición y se reorganizaba el equipo de trabajo.

A continuación, se presenta la Tabla 1, la cual detalla los gastos asociados a un incidente laboral ocurrido en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Este caso ejemplifica cómo la falta de uso adecuado de equipos de protección personal (EPP) puede generar costos significativos, tanto en términos económicos como operativos.

Tabla 1
Costos Directos de un Incidente por falta de EPP

Concepto	Costo Asociado (S/)	Descripción
Atención Médica	800	Atención médica por golpe en la espalda (evaluación, radiografías y medicamentos).
Interrupción Operativa	4,000	Paralización temporal de 1 hora en la operación debido a la reorganización del equipo
Inspección Post-Incidente	300	Tiempo dedicado a inspeccionar el área y documentar el incidente.
Capacitación Adicional	800	Reforzamiento de protocolos de seguridad sobre el uso adecuado de EPP.
Costo Total	**5,900**	**Suma de todos los costos directos asociados al incidente.**

Nota. Elaboración propia. Los costos mencionados en esta tabla corresponden a gastos directamente asumidos por la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, como parte de su responsabilidad en la gestión de riesgos laborales y la prevención de incidentes.

En esta tabla podemos ver cómo un incidente aparentemente menor puede generar costos significativos en términos de atención médica, interrupciones operativas y medidas correctivas.

- **Reducción de pérdidas por interrupciones operativas**:

  En el contexto de la minería no metálica, las interrupciones operativas representan uno de los mayores desafíos para mantener la eficiencia y rentabilidad de las operaciones. Según Oscátegui & Flores (2023), el proceso de carguío y acarreo es uno de los más costosos, representando alrededor del 60% de los costos de producción en operaciones a tajo abierto

  Cualquier interrupción, incluso por un breve período, puede generar pérdidas significativas debido a la paralización de actividades críticas como el carguío, el transporte y el procesamiento de materiales.

  Los incidentes laborales, aunque aparentemente menores, suelen ser una

causa común de estas interrupciones. Además de los costos directos asociados a reparaciones y atención médica, las demoras operativas pueden tener un impacto económico considerable. Por ejemplo, la Cámara Minera del Perú (CAMIPER, 2021) estima que una parada de 2 horas en una chancadora puede costar hasta S/5,000 en producción perdida en minería no metálica

Por ello, es fundamental implementar herramientas predictivas que permitan anticipar riesgos y prevenir incidentes antes de que ocurran.

Caso: Incidente por Comportamiento Inseguro en la Etapa de Carguío

Situación: En la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, durante la jornada laboral del 12 de enero de 2024, se registró un incidente en la etapa de carguío que puso en evidencia los riesgos asociados a comportamientos inseguros. El operador de una retroexcavadora estaba realizando tareas de carguío en una zona cercana a la chancadora. Para evitar el camino designado, que era más largo y complicado debido al tráfico de otros camiones, el trabajador decidió tomar un atajo entre dos estructuras metálicas.

Sin embargo, al desviarse de la ruta segura, la parte superior de la retroexcavadora colisionó con una viga metálica baja que formaba parte de una estructura de soporte. Debido al impacto, el trabajador fue lanzado hacia adelante y golpeó su cabeza contra el techo de la cabina de la retroexcavadora. Afortunadamente sobrevivió sin lesiones graves porque la velocidad del impacto fue baja, pero sufrió una herida superficial en la frente que requirió atención médica básica.

Es importante destacar que el trabajador no llevaba puesto su casco de seguridad, una práctica común entre los operadores en esta región debido al calor extremo de Moquegua, que puede ser sofocante dentro de las cabinas cerradas de las máquinas pesadas. Este factor contribuyó a que la herida fuera más severa de lo que podría haber sido si hubiera estado usando el equipo de protección personal adecuado.

El incidente causó una breve interrupción operativa mientras se realizaba una inspección para evaluar posibles daños al equipo. Durante esta revisión, se identificó que el espejo lateral de la retroexcavadora había sufrido

un daño significativo debido al impacto contra la viga metálica. Además, se verificó que no hubiera riesgos adicionales en la zona antes de reanudar las operaciones.

A continuación, se presenta la Tabla 2 que muestra los costos directos asociados a un incidente ocurrido en la etapa de carguío, destacando cómo este tipo de eventos impacta económicamente a la empresa:

Tabla 2

Costos directos por incidentes en carguío

Concepto	Costo Asociado (S/)	Descripción
Atención Médica	300	Atención básica por herida superficial (limpieza, desinfección y vendaje).
Reparación de Equipo	1,500	Reparación menor del espejo lateral.
Interrupción Operativa	4,000	Paralización temporal de 1 hora en la operación de carguío
Inspección Post-Incidente	300	Tiempo dedicado a inspeccionar el área y documentar el incidente.
Capacitación Adicional	500	Reforzamiento de protocolos de seguridad tras el incidente.
Costo Total	**6,600**	**Suma de todos los costos directos asociados al incidente.**

Nota. Elaboración Propia. Los costos mencionados en esta tabla corresponden a gastos directamente asumidos por la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, como parte de su responsabilidad en la gestión de riesgos laborales y la prevención de incidentes.

En la tabla 2 vemos que el costo más alto registrado corresponde a la interrupción operativa, con un total de S/4,000, lo que representa aproximadamente el 60.6% del costo total del incidente (S/6,600).

Este caso destaca cómo un comportamiento inseguro, como el de no usar el equipo de protección personal adecuado, puede generar costos significativos incluso cuando no hay lesiones graves.

- **Optimización del mantenimiento de equipos**:

Los incidentes relacionados con el mal funcionamiento de equipos, aunque aparentemente menores, suelen ser una causa común de estas interrupciones. Por ejemplo, la falta de mantenimiento preventivo puede resultar en fallos mecánicos

graves, como problemas en sistemas hidráulicos o motores, que elevan significativamente los costos de reparación y reemplazo. Según Manjunatha (2023), el análisis predictivo puede reducir estos costos en un 15-20% anual.

Caso: Fallo Prematuro de un Camión Volquete por Falta de Mantenimiento Preventivo

Situación: En la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, durante la jornada laboral del 10 de junio de 2024, se registró un incidente crítico relacionado con el mantenimiento inadecuado de un camión volquete utilizado en la etapa de acarreo. El operador reportó un fallo repentino en el sistema hidráulico del volquete mientras transportaba material desde la zona de carguío hacia la planta chancadora.

El análisis posterior reveló que el fallo fue causado por la falta de mantenimiento preventivo, específicamente la ausencia de cambios regulares de aceite hidráulico y filtros contaminados. Este descuido provocó un desgaste prematuro en los componentes internos del sistema hidráulico, lo que resultó en una avería mayor. Además, el camión tuvo que ser retirado temporalmente de las operaciones para su reparación, lo que generó interrupciones significativas en el flujo de trabajo.

Durante la inspección técnica, también se identificaron otros problemas subyacentes, como grietas en las estructuras metálicas del volquete, probablemente causadas por sobrecarga recurrente y falta de revisiones periódicas. Estas condiciones no solo incrementaron los costos de reparación, sino que también pusieron en riesgo la seguridad del operador y del personal cercano.

En la Tabla 3, veremos un desglose detallado de los costos directos asociados a un fallo en el mantenimiento de equipos , específicamente relacionado con el sistema hidráulico de un camión volquete utilizado en la etapa de acarreo

Tabla 3

Costos Directos por fallo en el mantenimiento de equipos

Concepto	Costo Asociado (S/)	Descripción
Reparación del Sistema Hidráulico	5,000	Reparación mayor del sistema hidráulico, incluyendo repuestos y mano de obra.
Inspección Post-Fallo	300	Tiempo dedicado a inspeccionar el equipo y documentar el incidente.
Interrupción Operativa	6,000	Paralización temporal de 2 horas en la operación debido a la falta del camión.
Capacitación Adicional	800	Reforzamiento de protocolos de mantenimiento preventivo para todo el equipo.
Costo Total	**12,100**	**Suma de todos los costos directos asociados al incidente.**

Nota. Elaboración propia. Los costos fueron obtenidos de registros internos de la Unidad Minera RADCOM 3 (2022-2024) y verificados por el responsable de seguridad. Estimaciones complementarias se basaron en CAMIPER (2021) y ICMM (2019).

Este caso destaca cómo la falta de mantenimiento preventivo puede generar costos significativos, incluso cuando no hay lesiones graves.

La plataforma Python permitirá una reducción significativa de costos directos asociados a lesiones y daños mediante un enfoque proactivo y predictivo basado en análisis de datos. A continuación, se detalla cómo esta herramienta logrará este objetivo:

1. La plataforma utilizará bibliotecas como Pandas y NumPy para analizar registros históricos de incidentes laborales, condiciones operativas y factores humanos. Esto permitirá identificar patrones de riesgo que podrían no ser evidentes con métodos tradicionales. Por ejemplo:
    - Identificación de comportamientos inseguros recurrentes (como no usar EPP o tomar atajos).
    - Análisis de condiciones ambientales o situaciones que incrementan la probabilidad de incidentes.

2. Mediante algoritmos de aprendizaje automático como redes neuronales , la plataforma podrá predecir eventos de riesgo antes de que ocurran. Estas alertas tempranas permitirán tomar medidas preventivas, como:
    - Capacitar a los trabajadores sobre riesgos específicos.
    - Implementar controles adicionales en áreas de alto riesgo.
    - Evitar accidentes como golpes en equipos o lesiones por falta de EPP.
3. Al anticipar incidentes, la plataforma reducirá las interrupciones operativas causadas por accidentes. Por ejemplo:
    - Evitar un golpe en la chancadora podría ahorrar entre S/570 y S/2,280 en atención médica, además de prevenir daños a equipos estimados en más de S/1,000 por reparaciones menores.
    - Reducción de tiempos improductivos: Según datos previos, una parada de 2 horas en una chancadora puede costar hasta S/5,000 en producción perdida.
4. Al prevenir incidentes laborales, la plataforma no solo reducirá los costos directos (como atención médica y reparaciones), sino también los costos indirectos relacionados con:
    - Pérdida de productividad por ausentismo laboral.
    - Daño a la reputación de la empresa.
    - Incremento en las primas de seguros laborales.
5. Herramientas como Matplotlib y Seaborn permitirán visualizar los riesgos de manera clara y comprensible para los responsables de seguridad. Esto facilitará la toma de decisiones informadas y la implementación de medidas correctivas oportunas.

3. Optimización de la eficiencia operativa

La plataforma de análisis de datos basada en Python mejorará la eficiencia operativa al anticiparse a los factores de riesgo que afectan las operaciones diarias. Al predecir incidentes laborales antes de que se materialicen, se reducirán las interrupciones causadas por eventos como los observados en RADCOM 3, permitiendo un flujo de trabajo más continuo y productivo. Esta mejora no solo incrementará la eficiencia en los procesos mineros, sino que también contribuirá a un ambiente laboral

más estable y seguro, beneficiando tanto a los trabajadores como a la empresa.

4. Contribución a la sostenibilidad ambiental

Finalmente, la reducción de incidentes laborales y el uso eficiente de recursos tendrán un impacto positivo más allá de lo económico y operativo, favoreciendo la sostenibilidad ambiental. Al evitar daños innecesarios a equipos y optimizar los procesos mediante alertas tempranas, se disminuirá la generación de residuos y el consumo de energía asociados a reparaciones o reemplazos. De esta forma, la implementación de la plataforma alinea a la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 con prácticas más responsables y sostenibles, reforzando su compromiso ambiental a largo plazo.

1.4. Hipótesis

1.4.1. Hipótesis general

La implementación de una plataforma de análisis de datos basada en Python en la Unidad Minera No Metálica contribuirá significativamente a la predicción y prevención de incidentes laborales.

1.4.2. Hipótesis específicas

1. El lenguaje de programación Python, con características como análisis predictivo, visualización de datos y alertas tempranas, será más efectivas en la predicción y prevención de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 en comparación con las herramientas tradicionales empleadas actualmente.
2. La implementación de la plataforma de análisis de datos basada en Python en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 resultará en una reducción significativa de incidentes laborales, así como en una mejora en la productividad y el bienestar de los trabajadores, en comparación con los indicadores previos a la implementación.

1.5. Variables

1.5.1 Variable independiente

1. Aplicación de Python.

Indicadores de variable independiente

- Eficiencia en la predicción de incidentes
- Uso adecuado de la plataforma por parte del personal
- Nivel de integración con otros sistemas operativos y de gestión
- Tasa de alertas tempranas generadas correctamente.

1.5.2. Variable dependiente

1. Prevención y predicción de Incidentes Laborales.

Indicadores de variable dependiente

- Número de incidentes reportados antes y después de la implementación
- Índice de gravedad de los accidentes
- Tasa de reducción en el número de incidente
- Percepción de los trabajadores sobre la seguridad
- Número de medidas preventivas adoptadas
- Índice de satisfacción laboral relacionado con la seguridad

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes del problema

Antecedentes internacionales

Según Saffarvarkiani et al.,(2024), en su investigación titulada "Predicción de lesiones en la exploración minera canadiense mediante aprendizaje automático", se exploraron métodos avanzados de aprendizaje automático con el objetivo de predecir el nivel de gravedad de las lesiones que ocurren en el sector de la exploración minera en Canadá. En su estudio, los autores emplearon ocho métodos de aprendizaje automático, destacando el uso de redes neuronales de largo plazo (RNN-LSTM), que lograron una precisión del 97% en la identificación del grado de las lesiones. Esta investigación tiene un gran potencial para mejorar las prácticas de salud y seguridad ocupacional, al proporcionar una herramienta para anticipar y prevenir lesiones y accidentes en el sector minero.

El estudio realizado por Martínez (2023) aborda la proyección de la accidentalidad laboral en Colombia, analizando la dinámica del mercado laboral y su relación con las consecuencias de los accidentes de trabajo, tales como muertes, discapacidades o incapacidades permanentes. El objetivo principal fue desarrollar un modelo matemático que proyecta la accidentalidad laboral y su impacto en los sectores económicos como la minería, la construcción, el transporte y otros, para los años 2023 y 2024. Para ello, se utilizó la metodología SEMMA y se aplicó un análisis de componentes principales (PCA) y regresión lineal múltiple, obteniendo ajustes que permiten generar predicciones con un buen nivel de precisión para ciertos sectores y sus clases de riesgo. Este modelo es útil para anticipar eventos y mejorar la gestión de riesgos laborales.

Según Pradhan & Gupta (2023), el uso de aprendizaje automático para predecir accidentes vehiculares puede mejorar significativamente la seguridad vial, reducir la mortalidad y optimizar la gestión del tráfico. Su estudio empleó datos históricos de accidentes, infraestructura vial, condiciones climáticas y variables de tráfico para desarrollar modelos predictivos. Identificaron factores claves asociados con los

accidentes y diseñaron un marco predictivo preciso mediante técnicas de ingeniería y selección de características. Los resultados evidenciaron la eficacia del aprendizaje automático en la predicción de accidentes, proporcionando información útil para la gestión de tráfico y la adopción de medidas preventivas. Además, destacaron la relevancia de integrar datos en tiempo real para mejorar los sistemas de transporte inteligentes y mitigar los costos sociales y económicos de los accidentes.

Según Manjunatha (2023) , la industria minera es una de las más peligrosas debido a la complejidad y los riesgos inherentes a sus operaciones. A pesar de las medidas de seguridad implementadas por organismos como la OSHA (Administración de Seguridad y Salud Ocupacional) y la MSHA (Administración de Seguridad y Salud Minera) que son instituciones clave en la regulación y supervisión de la seguridad laboral en los Estados Unidos, los accidentes laborales siguen ocurriendo con frecuencia. En su estudio, Manjunatha aplicó técnicas de aprendizaje automático**,** como XGBoost **,** árboles de decisión **y** redes neuronales artificiales , para categorizar el grado de las lesiones en la minería. La investigación incluyó tres estudios de caso, destacando la alta precisión de los algoritmos, que alcanzan hasta un 92% de precisión en la predicción de si un trabajador tomará un día libre debido a una lesión. Además, los resultados de la clasificación múltiple con XGBoost lograron una precisión del 91% en la identificación del grado de la lesión. Esta investigación es valiosa para las organizaciones mineras, ya que proporciona herramientas para mejorar las prácticas de seguridad, pronosticar y prevenir lesiones, contribuyendo a una mayor seguridad en el entorno laboral minero.

Según Jiang et al., (2023), en su investigación titulada "Construction prediction model for mine Operation unsafe Comportamiento", las acciones inseguras por parte de los trabajadores representan uno de los factores más comunes detrás de los accidentes en las operaciones mineras. En su investigación, se plantea un modelo predictivo que se fundamenta en el análisis de factores relacionados con el comportamiento humano como emociones, motivación, habilidades, personalidad y presión, utilizando el modelo SMAPP (Safety Management And Prediction Process) para simular distintos escenarios de comportamiento inseguro en las operaciones mineras. Los resultados de las simulaciones, que emplean reglas difusas, demostraron

ser consistentes con los resultados reales, lo que valida la confiabilidad y la aplicabilidad del modelo. Este enfoque permite identificar cómo diversos factores humanos afectan la probabilidad de conductas inseguras, y proporciona medidas para reducir estas conductas en el entorno laboral minero, contribuyendo así a mejorar la seguridad en las operaciones.

Jiménez (2022), realizó un estudio descriptivo con enfoque estadístico y de minería de datos para analizar 273 accidentes en aerogeneradores a nivel mundial, con el objetivo de identificar los factores más relevantes asociados a lesiones o muertes y desarrollar modelos predictivos para prevenir futuros incidentes. Empleó herramientas estadísticas, métodos de selección y ranking de atributos, análisis exploratorio de datos, y algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado, *como* random forest*,* k-nearest neighbor*,* k-means *y* affinity propagation*,* además de redes neuronales. Los resultados demostraron que los modelos predictivos lograron un alto grado de precisión al utilizar atributos clave, lo que lleva a concluir que el análisis estadístico y predictivo es esencial para prevenir accidentes y aplicar estrategias de mitigación en el sector.

Suat (2021) desarrolló un estudio descriptivo enfocado en minería de datos y procesamiento de lenguaje natural para proponer un método que permita detectar y analizar accidentes de tránsito a partir de datos obtenidos de Twitter, evaluando su efectividad como fuente complementaria a los sistemas oficiales de Bogotá. El método consta de cuatro fases: recolección de datos, representación vectorial y clasificación de mensajes, reconocimiento de ubicaciones mediante entidades nombradas y geocodificación para obtener coordenadas geográficas. Los resultados revelaron que Twitter es especialmente útil para detectar accidentes en zonas comerciales e industriales, y su información puede complementar eficazmente los métodos tradicionales. Se concluye que esta estrategia es económica y eficiente, destacándose como una herramienta adicional en el monitoreo de incidentes viales.

Según Lin (2021), en su investigación titulada "Investigación sobre el Sistema Inteligente de Alerta Temprana para la Seguridad Minera en Minas Metálicas", se desarrolló un sistema de alerta temprana para la seguridad minera, con el objetivo de reducir los accidentes y garantizar una producción segura. El sistema propuesto utiliza tecnologías como sensores de alta precisión, redes web y bases de datos para

monitorear en tiempo real indicadores clave de seguridad, como el desplazamiento de deformación, el nivel de agua y la profundidad de la línea de infiltración. Los resultados demostraron que el sistema de gestión integrado proporciona una base sólida para la toma de decisiones en la gestión de la seguridad minera, contribuyendo significativamente a mejorar las condiciones de trabajo y la prevención de incidentes

Según Yedla et al. (2020), la minería sigue siendo una de las industrias más peligrosas a nivel mundial, a pesar de los esfuerzos por crear entornos de trabajo más seguros. En esta investigación, se utilizaron técnicas de aprendizaje automático, como bosques aleatorios, árboles de decisión y redes neuronales artificiales, para analizar información relacionada con accidentes mineros y predecir los días de ausencia laboral que podrían resultar de estos incidentes. Utilizando datos proporcionados por la Administración de Seguridad y Salud Minera, los modelos entrenados con narrativas mostraron un mejor desempeño al predecir los resultados de los accidentes en comparación con los modelos entrenados con datos estructurados. Además, se implementó una técnica de aumento de datos sintéticos para abordar el desequilibrio de datos, lo que mejoró la predicción de los días de ausencia. Este enfoque destacó la importancia de factores como la hora de inicio del turno, la experiencia minera y la hora del accidente para predecir la gravedad de las lesiones y la cantidad de días de ausencia, lo que puede contribuir a mejorar la seguridad en las operaciones mineras.

Antecedentes nacionales

La transformación digital en el sector minero peruano ha empezado a incorporar modelos predictivos para la seguridad laboral. Según un reportaje de la Agencia Peruana de Noticias Andina (2025), los modelos predictivos basados en inteligencia artificial permiten identificar riesgos antes de que ocurran, mediante el análisis de condiciones de trabajo, competencias del personal y factores conductuales. Este enfoque anticipativo promueve una cultura preventiva, más que reactiva, y evidencia que la industria minera reconoce la necesidad de modernizar sus sistemas de gestión de riesgos mediante herramientas tecnológicas.

En otro caso nacional, el trabajo de La Rosa (2025) analiza el uso de la inteligencia artificial como mecanismo de prevención de accidentes laborales en el

sector minería en el Perú. Este estudio resalta la regulación normativa existente, pero también señala la necesidad de que las empresas mejoren la confiabilidad de los datos históricos y auditorías de seguridad como insumos para los modelos predictivos. Este tipo de análisis fortalece los argumentos de que para que herramientas como Python y machine learning funcionen adecuadamente, se debe contar con datos consistentes y bien estructurados.

Según Pucyura (2024), en su trabajo titulado Estimación de tiempos de demora en el sistema de acarreo mediante el uso del lenguaje de programación Python en la Unidad Minera Sotrami – Ayacucho , se analizó el sistema de acarreo de la Unidad Minera Sotrami en Ayacucho, identificando que las demoras operativas afectan significativamente la eficiencia y los costos de las operaciones. El estudio utilizó Python como herramienta para estimar estos tiempos de demora y proponer soluciones para optimizar las operaciones. Se emplearon herramientas como las bibliotecas NumPy, Pandas y SimPy para procesar los datos recopilados mediante observación directa y monitoreo en tiempo real. Los resultados mostraron que las demoras operativas promedio eran de 2.08 horas por ciclo, mientras que las demoras no operativas alcanzaban 1.37 horas. Como resultado, las mejoras implementadas permitieron reducir los costos de acarreo en un 10%, lo que se tradujo en un ahorro anual de $150,000. Este estudio demuestra que el uso de Python no solo facilita la identificación de ineficiencias operativas, sino que también mejora la productividad y reduce los costos, lo que refuerza su utilidad en la gestión operativa minera.

Además, las grandes empresas mineras en Perú, como Minsur, Buenaventura y Antamina, han manifestado su interés en aplicar inteligencia artificial como parte de sus estrategias de optimización de procesos y seguridad operacional. En declaraciones públicas, enfatizan la importancia de desarrollar políticas de seguridad de datos, de cultura organizacional y del cambio para sostener estas transformaciones. Esto refuerza la necesidad de que tu plataforma anticipativa no solo sea técnicamente robusta, sino que también incorpore aspectos organizativos y de manejo del cambio.

Cruzado & León (2024) realizaron un estudio sobre la aplicación de la técnica Bow Tie para mejorar la gestión de riesgos durante el mantenimiento de Molinos SAG en una planta concentradora de minerales. El trabajo tuvo como objetivo general

implementar esta metodología dentro del sistema de gestión de riesgos de la empresa Metso S.A., específicamente en el mantenimiento de los molinos SAG. A través de un enfoque sistemático, se identificaron tareas críticas, peligros asociados y se crearon diagramas Bow Tie para cada una de ellas, detallando las causas, consecuencias, controles preventivos y mitigantes. El estudio concluyó con la formulación de acciones preventivas y correctivas y el desarrollo de programas de capacitación para el personal. Este enfoque permitió la identificación de riesgos potenciales, con el fin de reducir la ocurrencia de accidentes graves en la planta minera.

Según Oscátegui & Flores (2023), el proceso de carguío y acarreo en minería es uno de los más costosos, representando alrededor del 60% de los costos de producción en operaciones a tajo abierto. Un desafío importante en este proceso son los tiempos improductivos, que afectan negativamente el rendimiento operativo y, por ende, la rentabilidad de las operaciones mineras. Con el fin de mejorar la eficiencia, los autores proponen la implementación del software de simulación Arena para modelar y analizar el proceso de carguío y acarreo, identificando los factores que generan demoras operativas. Esta metodología permite optimizar la distribución de equipos, reducir los tiempos improductivos y mejorar la productividad, lo cual resulta en una mayor eficiencia operativa y en la reducción de los costos asociados al acarreo.

Ramos (2023) realizó un estudio experimental para determinar la influencia de la metodología experiencial de Kolb en la prevención de accidentes laborales en trabajadores mineros de Huaráz. La investigación tuvo un enfoque cuantitativo, de tipo aplicada, a nivel correlacional y con diseño comparativo. Se trabajó con una muestra de 80 mineros de pequeñas empresas, evaluando 40 tareas específicas en una planta concentradora de alto riesgo. Los datos se recolectaron mediante tests y se procesaron con estadística inferencial utilizando SPSS. Los resultados mostraron que la metodología de Kolb influyó entre suficiente y mucho en la prevención de accidentes en el 65 % de los trabajadores evaluados, logrando reducir los índices de frecuencia, severidad y accidentabilidad reportados en 2022 por el Ministerio de Energía y Minas a valores de 0.00 en 2023. La investigación concluyó que la metodología experiencial es efectiva y sugirió extender su aplicación a la mediana y gran minería para mejorar la gestión de prevención de accidentes a través de capacitaciones obligatorias.

Bujaico & Huayanca (2023) llevaron a cabo un estudio aplicado en el ámbito de la minería, utilizando simulación discreta y análisis de datos para estimar el número óptimo de camiones necesarios en una operación de cobre a tajo abierto. El método propuesto incluye cuatro fases principales: la calibración de un modelo estocástico con parámetros operativos reales, la simulación del plan anual de producción mediante el software Arena, la estimación de tiempos promedio de transporte utilizando el algoritmo de Dijkstra, y el procesamiento de los resultados. mediante Python en el entorno Jupyter Notebook. Los indicadores obtenidos, como las horas trabajadas, la productividad y el tiempo promedio de ciclo, permitieron optimizar el cálculo de la flota de camiones, mostrando que la simulación estocástica ofrece mayor precisión en comparación con los métodos determinísticos. Se concluyó que esta metodología mejora significativamente la planificación operativa y reduce el riesgo de sobredimensionar la flota, destacándose como una herramienta eficiente en la gestión minera.

Según Pinedo (2023), en su trabajo titulado "Modelo predictivo de planificación bajo el enfoque operativo de machine learning para gestionar los tiempos de ciclo del volquete en una mina subterránea" , el acarreo de material en minas subterráneas representa un alto costo operativo, lo que hace necesario el uso de nuevas metodologías para optimizar el ciclo de acarreo. En su estudio, Pinedo aplicó la técnica de aprendizaje automático utilizando una red neuronal de retropropagación (BP) y un inventario de 590,088 registros de datos provenientes del sistema de gestión de flota de una mina en el centro del Perú. El modelo predictivo desarrollado logró un valor de RMSE de 0.26 en su validación, lo que evidenció un buen rendimiento y capacidad de predicción. Este modelo permitió identificar rutas críticas en el acarreo, contribuyendo a la mejora de la eficiencia operativa y planificación de las rutas de transporte.

Anchiraico (2022) desarrolló un estudio aplicado, descriptivo y no experimental correlacional-causal para analizar la relación entre la programación neurolingüística (PNL) y la prevención de accidentes laborales en la Unidad Minera Alpayana–Casapalca. La investigación se realizó con una muestra de 91 trabajadores del Sector Intermedio de la Zona Cuerpos, utilizando técnicas como observación directa y análisis documental, con fichas de registro para recopilar datos de los reportes

de seguridad. Los resultados mostraron que hay una relación importante entre la Programación Neurolingüística (PNL) y la prevención de accidentes, resaltando el comportamiento como el elemento clave para disminuir los incidentes. Se concluyó que los programas de PNL son eficaces para mejorar la seguridad en el trabajo y se sugirió seguir implementándolos para influir de manera positiva en la conducta de los empleados.

Saraza (2022) llevó a cabo una investigación sobre la implementación del método COLPA en la unidad minera Santa Bárbara de Trujillo con el objetivo de prevenir accidentes laborales y mejorar la productividad en el área operativa. El método COLPA, basado en cinco fases interrelacionadas (Clasificación, Orden, Limpieza, Prevención y Autodisciplina), se aplicó en la minera mediante la capacitación del personal, la ejecución de un plan de acción y auditorías para evaluar su efectividad. Los resultados demostraron que la implementación de este método redujo significativamente el índice de siniestralidad, alcanzando una disminución del 50.8% en comparación con el mismo período del año anterior, además de incrementar la productividad en un 0.81%. Estos resultados subrayan la efectividad del método COLPA para mejorar tanto la seguridad como la eficiencia operativa en la minería.

Rodríguez (2020) desarrolló un modelo estadístico para reducir las tasas de accidentabilidad en la mina Uchucchacua, proponiendo una metodología eficaz para identificar riesgos críticos en operaciones mineras. El estudio se basó en el análisis de informes de investigación de accidentes, aplicando el principio de Pareto para identificar características laborales que impactan significativamente en la accidentabilidad y focalizar medidas preventivas en ellas. La investigación destacó la importancia de generar reportes con parámetros relevantes, establecer medidas sistemáticas para el control de riesgos y fortalecer el compromiso de la supervisión como ejemplo para el desempeño del personal. La propuesta se considera adaptable a otras realidades productivas, promoviendo la prevención de riesgos laborales en diversos sectores.

El estudio de Navarro (2020) en la Unidad Minera Colquijirca II de la Sociedad Minera El Brocal se enfoca en la prevención de accidentes por deslizamientos de taludes mediante el uso de radar. Los deslizamientos de taludes son un riesgo

significativo en las minas a cielo abierto, y este trabajo propone el uso de radares como una técnica de mitigación para reducir los accidentes y pérdidas económicas causadas por estos eventos. La investigación demuestra que la implementación de radares en los tajos influye positivamente en la prevención de deslizamientos, contribuyendo así a la seguridad de los trabajadores y a la eficiencia operativa de la mina. Los resultados obtenidos refuerzan la importancia de utilizar tecnologías avanzadas como el radar para mejorar la prevención de accidentes mineros.

Villan (2019). En su estudio titulado "Ventajas del sistema antifatiga GuardVant en la operación de camiones de acarreo en una mina superficial", el objetivo principal fue evaluar cómo el sistema antifatiga GuardVant podría ayudar a prevenir accidentes laborales durante la operación de camiones de acarreo en una mina superficial en Perú. La investigación se basó en un enfoque cuantitativo y utilizó un diseño experimental. Durante el periodo de 2014 a 2018, se registraron 117 accidentes laborales, lo que permitió identificar las principales ventajas del sistema. Entre ellas, destaca su capacidad para detectar la fatiga de los operadores en tiempo real, así como su habilidad para monitorear la velocidad, ubicación GPS y los movimientos bruscos de los camiones, lo que contribuyó significativamente a reducir el riesgo de accidentes. Este estudio muestra que el uso del sistema GuardVant en la operación de camiones de acarreo puede mejorar la seguridad laboral y la eficiencia en las operaciones mineras.

El trabajo titulado "Calibración del software Talpac 10.2 para mejorar la estimación de tiempos variables de acarreo en el área de planeamiento de la Cía. Minera Antapaccay", de Quispe (2019), presenta una investigación orientada a la mejora de la precisión del software Talpac 10.2, utilizado en la Cía. Minera Antapaccay para estimar los tiempos de acarreo en sus operaciones. En minería, el transporte es uno de los costos más altos, y el software Talpac, aunque útil para optimizar los procesos, tenía problemas con la estimación de tiempos variables de acarreo, mostrando discrepancias de más de 7 minutos con respecto a los tiempos reales. Para abordar este problema, se realizó una calibración del software a través de iteraciones que ajustaron las curvas de Rimpull y Retard, las cuales predicen el comportamiento de los camiones, aplicando un factor de corrección. Tras varias iteraciones, se consiguió reducir la discrepancia entre los tiempos reales y los estimados a menos de un minuto, lo que incrementó la

precisión y confiabilidad de la herramienta.

Antecedentes regionales

Manzaneda (2024), en su tesis de grado titulada “Aplicación de la codificación en Python en el software Minesight Atlas, para la optimización del proceso de perforación y voladura en la planificación mensual de First Quantum - Minera Panamá”, con un diseño aplicado y de intervención tecnológica, tuvo como objetivo mejorar la planificación de las actividades de perforación y voladura mediante la integración de la programación en Python con el software MineSight Atlas en la mina de First Quantum – Minera Panamá. La muestra comprendió la revisión y modificación de la configuración del backstage del software, el modelo de bloques de la mina y la generación de indicadores clave de desempeño (KPI) para la planificación mensual. Los resultados demostraron que la codificación en Python permitió ajustar los patrones de voladura a la realidad operativa, mejorar la precisión de la planificación y definir metas y KPI más realistas, logrando una optimización significativa en la eficiencia operativa y la reducción de costos. Se concluye que la aplicación de Python en herramientas de planificación minera es una herramienta efectiva para optimizar procesos operativos en la industria minera, demostrando su versatilidad y potencial en el sur peruano, aunque su uso se centró principalmente en planificación operativa y no en la predicción y prevención de incidentes laborales en seguridad ocupacional.

Sandoval (2022), en su tesis de maestría titulada “Gestión de seguridad, salud ocupacional y medio ambiente en la construcción de domo en la empresa minera Quellaveco, Moquegua, Perú”, con un diseño aplicado y descriptivo, tuvo como objetivo identificar, describir y analizar los procesos constructivos de la Mina Quellaveco (distritos de Carumas y Torata, provincia de Mariscal Nieto, región Moquegua) y proponer un sistema de Gestión de Seguridad, Salud Ocupacional y Medio Ambiente (SG-SSOMA) aplicado a la construcción del domo de la planta concentradora. La muestra correspondió al análisis de procesos, registros y procedimientos de la fase constructiva de la mencionada unidad minera. Los resultados obtenidos permitieron la implementación de la propuesta, logrando análisis, orden, mejora continua en el cumplimiento de obligaciones normativas nacionales e internacionales, así como la disminución de riesgos laborales y ambientales. Se

concluye que la implementación de un sistema integrado de gestión de seguridad, salud ocupacional y medio ambiente reduce los riesgos laborales y ambientales en operaciones mineras de gran escala en Moquegua

Quillahuaman (2018), en su tesis de grado titulada “Implementación de un sistema de gestión en seguridad y salud ocupacional para minimizar los índices de accidentes en el trabajo, en la concesión minera El Mirador 2012”, con un diseño aplicado y descriptivo, tuvo como objetivo general implementar un Sistema de Gestión de Seguridad y Salud Ocupacional (SGSSO) basado en el reglamento vigente en una concesión de yeso ubicada en el distrito de Moquegua. La muestra correspondió a la totalidad de los trabajadores y registros de incidentes de la unidad minera de pequeña escala. Los resultados mostraron una reducción significativa en los índices de accidentes tras la implementación del SGSSO mediante la aplicación de IPERC, capacitaciones y controles operativos. Se concluye que los sistemas de gestión tradicionales contribuyen a minimizar los riesgos laborales en minería no metálica de pequeña escala en Moquegua, aunque persisten limitaciones en la anticipación predictiva de incidentes.

2.2. Bases teóricas

Este estudio se fundamenta en diversas áreas del conocimiento que abordan la seguridad en la minería, el uso de tecnologías de análisis de datos y la aplicación de métodos predictivos.

2.2.1. Seguridad en minería

La seguridad en minería es una prioridad en la industria debido a la naturaleza peligrosa de las operaciones mineras. Según la Organización Internacional del Trabajo (OIT), el sector minero es uno de los más accidentados a nivel mundial debido a los riesgos inherentes de las actividades realizadas, tales como:

- **Manejo de maquinaria pesada**: Camiones de acarreo, excavadoras, y perforadoras, que, debido a su tamaño y potencia, representan un riesgo significativo.
- **Exposición a sustancias tóxicas**: Los trabajadores pueden estar expuestos a gases peligrosos, polvos y sustancias químicas que pueden afectar su salud.

- **Condiciones laborales extremas**: Las minas subterráneas o a cielo abierto presentan condiciones geológicas inestables que aumentan la probabilidad de accidentes, como derrumbes y deslizamientos de tierra.

Representando alrededor del 8 % de los accidentes fatales registrados globalmente. En América Latina, los principales factores de riesgo incluyen la operación de maquinaria pesada, las explosiones, los derrumbes y la exposición prolongada a polvo y ruido industrial.

Estrategias de gestión de seguridad

Diversos estudios sostienen que la implementación de sistemas de gestión basados en datos contribuye a reducir incidentes en operaciones mineras. Por ejemplo, Ramos et al. (2022) demostraron que el monitoreo en tiempo real y el análisis de condiciones laborales mediante sensores redujeron en un 32 % los incidentes de tipo mecánico en una mina subterránea de cobre. Estos resultados reflejan la importancia de integrar la tecnología en la gestión de seguridad minera.

La gestión de seguridad se enfoca en tres áreas clave:

1. **Identificación de peligros**: Proceso mediante el cual se localizan y describen los peligros potenciales que pueden provocar accidentes.
2. **Evaluación de riesgos**: Implica analizar la probabilidad de ocurrencia y el impacto potencial de cada peligro identificado.
3. **Medidas preventivas**: Incluye la implementación de controles, como el uso de equipo de protección personal (EPP), sistemas de ventilación, y la capacitación constante de los trabajadores.

Una de las maneras más efectivas de mejorar la seguridad en minería es mediante el uso de tecnologías avanzadas como el análisis de datos, que permite realizar un monitoreo en tiempo real y predecir incidentes antes de que ocurran, contribuyendo a una mayor proactividad en la gestión de la seguridad.

2.2.2. Normativas mineras

Las normativas mineras son las regulaciones legales que guían las prácticas de seguridad en el sector. Estas normativas son fundamentales para garantizar que las actividades mineras se realicen de manera segura y que los riesgos asociados sean gestionados adecuadamente.

En muchos países, existen leyes específicas para el sector minero que abogan por:

- **Implementación de sistemas de gestión de seguridad**: Estos sistemas deben ser documentados y permiten la evaluación continua de los riesgos operacionales.
- **Capacitación y formación continua**: Las normativas exigen que los trabajadores reciban formación en seguridad, primeros auxilios, y en el uso adecuado del equipo.
- **Uso de tecnologías para la gestión de riesgos**: Se promueve el uso de herramientas tecnológicas para el monitoreo y la predicción de incidentes. Un ejemplo de estas tecnologías es la minería de datos y los modelos predictivos, que son apoyados por herramientas como Python.

Ejemplo de normativas relevantes

- La ISO 45001, estándar internacional para los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SST).
- Ley N° 29783, Ley de Seguridad y Salud en el trabajo (SST), aprobado mediante el D.S. N°005-2012-TR.
- Ley General de Minería (en Perú): Regula la explotación minera y establece los requisitos de seguridad y salud ocupacional.
- Reglamento de Seguridad y Salud Ocupacional en Minería (D.S. N° 023-2017-EM y D.S. N° 034-2023-EM): Establece los procedimientos para garantizar la seguridad de los trabajadores en las minas.

El Ministerio de Energía y Minas (MINEM, 2023) enfatiza el uso de herramientas digitales para fortalecer la supervisión y la prevención de accidentes, impulsando la transición hacia una minería 4.0. Estas normativas también exigen la capacitación permanente del personal y la adopción de tecnologías predictivas para la toma de decisiones, lo cual respalda el propósito de aplicar Python como herramienta analítica en este estudio.

2.2.3. Análisis de datos en minería

El análisis de datos en minería se ha convertido en una herramienta estratégica

para la toma de decisiones, permitiendo detectar patrones que antes pasaban desapercibidos. Según IBM (2023), el análisis predictivo en el sector minero permite anticipar fallas de equipos, optimizar el rendimiento operativo y mejorar la seguridad mediante modelos estadísticos y de *machine learning*.

Este análisis implica la recolección, el procesamiento y la interpretación de grandes volúmenes de información generada durante las operaciones mineras. Con el advenimiento de la Big Data, las empresas mineras tienen acceso a una cantidad masiva de datos que pueden ser utilizados para predecir y mitigar incidentes.

Minera de datos (Data Mining)

La minería de datos en el contexto minero se utiliza para identificar patrones, correlaciones y tendencias a partir de datos históricos y en tiempo real, tales como:

- **Datos sobre incidentes**: Causas, frecuencia y consecuencias de los accidentes.
- **Datos operacionales**: Información sobre el funcionamiento de equipos, maquinaria y procesos de producción.

El uso de la minería de datos (data mining) ha sido aplicado en la predicción de accidentes. Un estudio de Suárez y Palomino (2021) en operaciones mineras del sur del Perú logró modelar incidentes con un 85 % de precisión mediante algoritmos de regresión logística y árboles de decisión. Estos resultados evidencian que el procesamiento automatizado de datos históricos constituye una herramienta eficaz para reducir riesgos laborales.

Modelos predictivos

El análisis predictivo utiliza métodos estadísticos y algoritmos de Machine Learning para predecir futuros eventos a partir de patrones históricos. Estos modelos son esenciales en la minería para la prevención de accidentes y optimización de operaciones.

La fórmula básica de un modelo predictivo es:

$$P(accidente) = f(variables\ de\ entrada)$$

Donde P(Accidente) es la probabilidad de que ocurra un incidente, y las variables de entrada incluyen factores como la exposición al riesgo, las condiciones

operativas, el comportamiento del operario, etc.

Ejemplo de técnicas de análisis de datos:

- **Regresión logística**: Para predecir la probabilidad de accidentes en función de variables como la experiencia del trabajador, las condiciones climáticas, o la cantidad de horas trabajadas.
- **Árboles de decisión**: Para identificar las decisiones críticas que podrían llevar a un accidente.

2.2.4. Python como herramienta de análisis de datos

Python se ha consolidado como uno de los lenguajes más utilizados en la ciencia de datos por su flexibilidad y amplia comunidad de desarrolladores. De acuerdo con el *Python Software Foundation* (2024), más del 65 % de los proyectos de análisis predictivo y minería de datos utilizan bibliotecas como Pandas**,** NumPy **y** Scikit-learn**.**

En el ámbito industrial, Python ha sido empleado para desarrollar modelos que predicen fallas y accidentes con altos niveles de precisión. López y Fernández (2023) implementaron un modelo de aprendizaje automático con Random Forest para predecir fallos en maquinaria minera, logrando una exactitud del 91 %. Este tipo de herramientas demuestra la aplicabilidad del lenguaje en entornos de alto riesgo como la minería.

Entre las bibliotecas más utilizadas en Python se encuentran Pandas, que simplifica el manejo y análisis de datos; NumPy, que optimiza el cálculo numérico y el trabajo con matrices; Matplotlib y Seaborn, que ofrecen herramientas avanzadas para la visualización de datos; Scikit-learn, que permite crear modelos de Machine Learning; y TensorFlow y Keras, que son clave para el desarrollo de redes neuronales y aplicaciones de aprendizaje profundo.

Ejemplo de código (predicción de accidentes usando Python y Scikit-learn):

```
python
Copiar código
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Cargar el dataset de accidentes
data = pd.read_csv('accidentes_mineros.csv')
```

```
# Dividir los datos en variables predictoras y la variable objetivo
X = data.drop('Accidente', axis=1)
y = data['Accidente']

# Dividir en conjunto de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.2, random_state=42)

# Crear y entrenar el modelo
model = RandomForestClassifier(n_estimators=100)
model.fit(X_train, y_train)

# Hacer predicciones
y_pred = model.predict(X_test)

# Evaluar la precisión del modelo
print(f'Accuracy: {accuracy_score(y_test, y_pred):.2f}')
```

Además del Random Forest utilizado en la plataforma desarrollada, otros algoritmos de Machine Learning resultan relevantes para la predicción y prevención de incidentes laborales en entornos mineros. La Regresión Logística es un modelo lineal interpretable que estima la probabilidad de ocurrencia de un incidente (variable binaria) a partir de variables como uso de EPP, turno, área operativa y experiencia del trabajador; su principal ventaja es la simplicidad y la facilidad para explicar los coeficientes, aunque presenta limitaciones al capturar relaciones no lineales complejas. Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) buscan encontrar el hiperplano óptimo que separa las clases de riesgo (incidente vs. no incidente), siendo especialmente útiles cuando los datos presentan márgenes claros; sin embargo, requieren más tiempo de entrenamiento y son menos interpretables que los árboles de decisión.

Los Árboles de Decisión ofrecen alta interpretabilidad al generar reglas "si-entonces" fáciles de entender para supervisores (por ejemplo, "si no se usa EPP en carguío entonces alto riesgo"), pero tienden a sobre ajustarse (overfitting) con datos pequeños como los de RADCOM 3. El Random Forest, ensemb2wele de múltiples árboles de decisión, reduce significativamente el sobreajuste mediante votación mayoritaria y maneja bien variables categóricas y numéricas, logrando en esta investigación una precisión del 80 %. Finalmente, algoritmos de Gradient Boosting como XGBoost construyen modelos secuenciales donde cada nuevo árbol corrige los errores del anterior, alcanzando frecuentemente mayor precisión (hasta 91-92 % según Manjunatha, 2023) y manejando mejores datos desbalanceados; su desventaja principal

es una menor interpretabilidad y mayor costo computacional.

En el contexto de la pequeña minería no metálica, donde los volúmenes de datos son limitados, el Random Forest representa un excelente equilibrio entre precisión, robustez y facilidad de implementación, mientras que XGBoost puede ser una alternativa futura al integrar sensores IoT para mejorar la precisión hacia niveles superiores al 90 % (Yedla et al., 2020; Manjunatha, 2023).

2.2.5. Sostenibilidad y Medio Ambiente

La sostenibilidad en minería busca equilibrar la eficiencia económica con la protección ambiental y social. El Banco Mundial (2023) sostiene que la minería sostenible implica la adopción de tecnologías limpias, el reciclaje de residuos y el monitoreo digital de emisiones. El uso de sistemas de análisis de datos permite optimizar el consumo de energía y reducir las emisiones de CO_2 mediante el control en tiempo real de los procesos.

Por su parte, la Sociedad Nacional de Minería, Petróleo y Energía (SNMPE, 2024) destaca la relevancia de los sistemas de monitoreo automatizado y sensores IoT en la reducción del impacto ambiental en canteras y plantas de agregados, lo cual refuerza la pertinencia del uso de Python en el análisis de sostenibilidad minera.

Tecnologías para la sostenibilidad. - El uso de tecnologías de análisis de datos también juega un rol importante en la sostenibilidad minera, ya que permite:

- **Optimización del consumo de recursos**: Identificando ineficiencias en el uso de agua, energía o materiales.
- **Minimización de la huella ambiental**: A través del monitoreo de la emisión de gases y la contaminación del agua y el aire.

Un ejemplo es el uso de sensores y sistemas de monitoreo en tiempo real para reducir el impacto ambiental y mejorar la seguridad.

2.3. Definición de términos

- **Accidente Minero**.- Un accidente minero es cualquier suceso no planificado que resulta en daño, lesión o pérdida en una operación minera, ya sea relacionada con el proceso de extracción de minerales, el uso de maquinaria o cualquier actividad que forme parte de la operación minera. Los accidentes pueden incluir caídas, explosiones, deslizamientos de tierra, entre otros. Según la Organización Internacional del Trabajo

(OIT, 2023), la minería sigue siendo uno de los sectores con mayor tasa de accidentes laborales a nivel mundial debido a la naturaleza peligrosa de sus actividades.

- **Predicción de incidentes**.- Es el proceso mediante el cual se anticipan posibles eventos no deseados basándose en patrones históricos, datos y modelos predictivos. En el contexto minero, se utiliza para prever accidentes o situaciones de riesgo que podrían afectar la seguridad de los trabajadores y la operación de la mina. El análisis predictivo permite a las empresas mineras tomar decisiones proactivas para prevenir incidentes y mitigar riesgos. (Suárez & Palomino, 2021).

- **Análisis de datos**.- El análisis de datos en minería consiste en examinar, depurar y modelar información con el fin de extraer conocimientos relevantes, obtener conclusiones y respaldar la toma de decisiones. Para ello, se emplean diversas herramientas estadísticas y algoritmos que permiten detectar patrones y relaciones dentro de los datos. En minería, este proceso ayuda a identificar áreas de riesgo y optimizar la gestión operativa. (IBM 2023)

- **Python.-** Es un lenguaje de programación de alto nivel muy empleado en campos como la ciencia de datos, la inteligencia artificial y el análisis estadístico. Su éxito en la minería de datos se debe a su sencillez y a la amplia gama de bibliotecas especializadas disponibles, entre las que destacan Pandas, NumPy, Scikit-learn y TensorFlow. Python ha sido utilizado para crear modelos predictivos y realizar análisis en tiempo real en la minería. (Python Software Foundation, 2024).

- **Minería de datos (Data Mining)**.- La minería de datos consiste en examinar grandes volúmenes de información para descubrir patrones o tendencias. En el sector minero, esta técnica se aplica para fortalecer la seguridad, optimizar las operaciones y anticipar posibles incidentes a través del análisis de datos históricos y en tiempo real. Según el Banco Mundial (2023), el uso de la minería de datos permite a las empresas identificar patrones críticos de riesgo y hacer predicciones sobre fallos operacionales y accidentes.

- **Modelos predictivos**.- Son modelos matemáticos que se utilizan para predecir eventos futuros a partir de datos históricos. En la minería, estos modelos ayudan a

anticipar incidentes, optimizar operaciones y mejorar la seguridad laboral, utilizando algoritmos como regresión logística, árboles de decisión y redes neuronales. Según Fernández et al. (2021), los modelos predictivos basados en Machine Learning han demostrado ser efectivos en la prevención de accidentes laborales en la minería.

- **Algoritmo de aprendizaje supervisado.-** Es un tipo de algoritmo de aprendizaje automático que se entrena utilizando datos etiquetados, es decir, información en la que ya se conoce el resultado o la respuesta correcta. Algoritmos como Random Forest **o** K-Nearest Neighbors (KNN) se emplean para clasificar datos o predecir eventos basándose en patrones identificados. En el contexto minero, estos algoritmos se utilizan para clasificar riesgos y anticipar incidentes. (López & Fernández, 2023).

- **Algoritmo de aprendizaje no supervisado**.- En este tipo de algoritmo, el modelo identifica patrones a partir de datos no etiquetados, es decir, sin información previa sobre los resultados esperados. Técnicas como **K-means** y el **Análisis de Componentes Principales (PCA)** permiten agrupar información basándose en similitudes y detectar anomalías o patrones que no son evidentes a simple vista. En minería, esta técnica es útil para identificar patrones desconocidos que podrían predecir accidentes. (González & Martínez, 2022)

- **Big data**.- Se refiere a grandes cantidades de información que no pueden ser procesadas de manera efectiva con métodos convencionales debido a su volumen, complejidad y rapidez de generación. En el sector minero, el Big Data se emplea para analizar datos operativos, de seguridad y ambientales con el objetivo de optimizar procesos y fortalecer las medidas de seguridad. Según Ríos y García (2023), el análisis de Big Data permite a las empresas mineras tomar decisiones informadas sobre seguridad, optimización de recursos y mejora continua de procesos.

- **Inteligencia artificial (IA)**.- La inteligencia artificial (IA) es una rama de la informática enfocada en desarrollar sistemas que puedan realizar tareas que, tradicionalmente, necesitan de la inteligencia humana, como el análisis de información, la toma de decisiones y la predicción de eventos. En la industria minera, la IA se utiliza

para mejorar la seguridad, optimizar la producción y disminuir los costos operativos. Según Smith et al. (2023), la IA aplicada en minería ha permitido una reducción significativa de los costos de mantenimiento y de los incidentes laborales.

- **Seguridad industrial**.- Se refiere al conjunto de acciones y procedimientos diseñados para prevenir accidentes en el trabajo, reducir riesgos y asegurar la protección de la salud de los empleados en entornos industriales, como las minas. En este ámbito, el objetivo es detectar, evaluar y gestionar los posibles peligros asociados a las operaciones mineras. Según la Agencia Internacional de Energía (2022), la seguridad industrial en la minería requiere un enfoque integral que combine tecnología, capacitación y cultura organizacional.

- **Incidentes laborales**.- Son eventos no planeados que ocurren en el ámbito laboral y que, aunque no siempre resultan en daño o pérdida, pueden poner en riesgo la seguridad de los trabajadores. En minería, los incidentes incluyen caídas, fallas mecánicas de equipos, y otros eventos que afectan la seguridad del personal. Según un estudio de Pérez et al. (2023), los incidentes en minería, aunque no siempre fatales, incrementan significativamente los costos operativos y pueden afectar la moral de los trabajadores.

- **Riesgo laboral**.- El riesgo laboral es la probabilidad de que ocurra un accidente o daño durante la ejecución de las actividades laborales. En minería, los riesgos incluyen el manejo de maquinaria pesada, la exposición a sustancias tóxicas y peligros como deslizamientos de tierra o explosiones. De acuerdo con la OIT (2023), los riesgos laborales en minería varían según el tipo de mina y las condiciones geográficas, pero todos comparten la necesidad de una adecuada gestión preventiva.

- **Control de riesgos**.- Es el proceso mediante el cual se identifican, evalúan y se implementan medidas para mitigar los riesgos en el lugar de trabajo. En minería, esto implica el uso de sistemas de monitoreo, procedimientos de seguridad y medidas preventivas para proteger la integridad de los trabajadores. Un estudio de Rodríguez et al. (2022) muestra que la implementación de un sistema de control de riesgos basado en datos redujo los incidentes en una mina de cobre en un 40 %.

- **Gestión de seguridad**.- La gestión de la seguridad en minería es un proceso estructurado que tiene como objetivo identificar, evaluar y mitigar los riesgos para garantizar un entorno de trabajo seguro. Según Zhang et al. (2022)**,** las mejores prácticas en gestión de seguridad minera incluyen la integración de políticas claras, el monitoreo constante de condiciones de trabajo y la participación activa de los trabajadores en la creación de una cultura de seguridad.

- **Cultura de seguridad**.- La cultura de seguridad es el conjunto de valores, creencias, actitudes y comportamientos relacionados con la seguridad laboral en una organización. Un entorno de trabajo que promueve la cultura de seguridad busca que los trabajadores actúen de manera responsable, tomando medidas preventivas de manera autónoma. Según García et al. (2023)**,** las empresas mineras que implementan una cultura de seguridad sólida experimentan una disminución significativa de accidentes laborales.
- **Riesgo operativo**.- El riesgo operativo en minería se refiere a los posibles eventos o fallos que pueden afectar la continuidad de las operaciones, como fallos mecánicos, interrupciones del suministro de energía o problemas logísticos. Smith y Martínez (2023) indican que los riesgos operativos son factores inherentes a las condiciones del trabajo en minas, por lo que requieren una evaluación continua para mitigar su impacto en la producción.
- **Automatización minera**.- La automatización en minería implica el uso de tecnologías avanzadas, como robots y sistemas autónomos, para realizar tareas peligrosas o repetitivas sin intervención humana directa. Según Roberts et al. (2023)**,** la automatización reduce la exposición de los trabajadores a riesgos, mejora la eficiencia operativa y reduce costos. Esta tendencia está ganando terreno, especialmente en minas subterráneas y en la explotación de minerales de bajo grado.
- **Monitoreo en tiempo real**.- El monitoreo en tiempo real en minería se refiere a la capacidad de observar y analizar condiciones de trabajo, el desempeño de equipos y la seguridad de los trabajadores de manera continua y a distancia. Según Méndez et al. (2023), la implementación de sistemas de monitoreo en tiempo real permite detectar condiciones peligrosas de forma temprana y activar respuestas inmediatas para

prevenir accidentes.

- **Estrategias de mitigación de riesgos**.- Las estrategias de mitigación de riesgos en minería son acciones específicas tomadas para reducir los riesgos y sus posibles impactos. Estas estrategias incluyen la modificación de procesos, el diseño de sistemas de seguridad o la implementación de medidas preventivas como la formación de los trabajadores en seguridad. Figueroa y Herrera (2022) destacan que las estrategias de mitigación bien implementadas pueden reducir significativamente la ocurrencia de incidentes laborales.
- **Sistema de gestión de seguridad y salud ocupacional (SGSSO)**.- El **SGSSO** es un sistema integrado que establece las políticas y procedimientos necesarios para gestionar los riesgos laborales y asegurar la salud de los trabajadores. En minería, su implementación es fundamental para cumplir con las normativas de seguridad y optimizar las condiciones de trabajo. Según Molina et al. (2022)**,** los SGSSO son esenciales para una minería segura y sostenible, promoviendo una cultura preventiva dentro de la empresa.

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA

3.1. Tipo y nivel de investigación

3.1.1. Tipo de investigación

El presente estudio se clasificó como una investigación aplicativa. Este tipo de investigación buscó resolver problemas prácticos mediante la implementación de la plataforma Python permitió la mejora en la gestión de la seguridad laboral en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Se aplicaron métodos de análisis preventivo y predictivo que contribuyan a la reducción de incidentes y accidentes laborales. Esta investigación no solo se enfocó en la generación de conocimiento, sino que también tuvo el propósito de aplicar dicho conocimiento en el contexto real de la minería, promoviendo la seguridad y el bienestar de los trabajadores.

3.1.2. Nivel de investigación

El nivel de investigación se estableció como descriptivo y experimental. La fase descriptiva permitió caracterizar la situación actual de la gestión de seguridad en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, identificando los incidentes laborales más frecuentes y las limitaciones de los métodos tradicionales empleados en la actualidad. Por otro lado, la fase experimental se enfocó en la implementación de la plataforma de análisis de datos, lo que permitirá observar y medir el impacto de esta intervención en la reducción de incidentes y mejora de la seguridad laboral. Este enfoque combinando ambas fases proporcionó una comprensión integral del problema y permitió evaluar la efectividad de las herramientas propuestas.

3.1.3. Diseño de Investigación

El diseño de investigación utilizado fue de tipo cuasiexperimental, el cual se enfocó en observar los efectos de la implementación de la plataforma de análisis de datos en un entorno real, sin asignar aleatoriamente a los participantes en grupos de control y experimental. En este caso, se recopilaron datos antes y después de la puesta en marcha de la plataforma, lo que permitió comparar la frecuencia de accidentes laborales y la percepción de seguridad entre los trabajadores.

Este enfoque cuasiexperimental permitió evaluar la eficacia de Python, observando posibles cambios en la reducción de incidentes y la mejora en la gestión de seguridad. Además, se combinó con un enfoque transversal, ya que la recolección de datos se realizó en un momento específico para obtener información relevante sobre la situación actual y la percepción de los trabajadores antes de la intervención.

El diseño de investigación tuvo las siguientes etapas, integrando tanto el enfoque predictivo como preventivo:

1. Recolección de Datos:
    - Recopilar datos históricos de incidentes laborales, registros operativos y condiciones ambientales.
    - Incluir información sobre las medidas preventivas actuales (como capacitaciones, uso de EPP, inspecciones regulares).
    - Fuente principal: Base de datos interna de la empresa, complementada con entrevistas al personal operativo.
2. Procesamiento de Datos:
    - Limpiar y organizar los datos utilizando Pandas .
    - Realizar un análisis exploratorio para identificar patrones de riesgo con Matplotlib y Seaborn .
3. Modelado Predictivo:
    - Desarrollar modelos predictivos utilizando bibliotecas como Scikit-learn :
        - ✓ Algoritmos como regresión logística, árboles de decisión y Random Forest.
        - ✓ Predecir incidentes futuros basados en patrones históricos y variables operativas
    - Validar los modelos con datos de prueba para asegurar su precisión.
4. Implementación Preventiva:
    - A partir de las predicciones, diseñar e implementar medidas preventivas específicas, como:
        - Capacitaciones dirigidas a áreas de alto riesgo.
        - Mejoras en protocolos de seguridad.

        - Monitoreo continuo de condiciones críticas.
    - Utilizar visualizaciones interactivas
5. Desarrollo de la Plataforma Integrada:
    - Crear una plataforma que combine ambos enfoques:
        - Módulo predictivo: Genera alertas tempranas basadas en análisis de datos.
        - Módulo preventivo: Sugiere acciones específicas para mitigar riesgos identificados.
    - Incorporar las bibliotecas de Python mencionadas para garantizar funcionalidad completa.
6. Implementación en el Entorno Minero:
    - Implementar la plataforma en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3
    - Capacitar al personal en el uso de la plataforma y las medidas preventivas sugeridas.
7. Evaluación Post-Implementación:
    - Comparar la frecuencia de incidentes antes y después de la implementación.
    - Evaluar la efectividad de las medidas preventivas mediante encuestas y observaciones directas.
    - Ajustar el sistema según los resultados obtenidos.

3.2. Ámbito temporal y espacial

La presente investigación se delimitó bajo los siguientes parámetros de espacio y tiempo, asegurando la trazabilidad de los datos recolectados y la validez de los resultados obtenidos.

3.2.1. Ámbito Espacial

El estudio se llevó a cabo íntegramente en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, una unidad de minería no metálica ubicada en el departamento de Moquegua, Perú.

Las actividades de recolección de datos, observación directa y pruebas piloto

de la plataforma Python se centraron en las áreas operativas críticas, específicamente en las zonas de extracción, carguío y transporte, donde se concentra el mayor flujo de personal y se registra la mayor frecuencia de incidentes potenciales. El entorno se caracteriza por ser una operación de pequeña escala, lo que permitió un seguimiento cercano de los 12 trabajadores que conforman la población del estudio.

3.2.2. Ámbito Temporal

La investigación se desarrolló durante un periodo total de ocho (08) meses, comprendidos entre enero y agosto del año 2025. Este tiempo se dividió en dos fases estratégicas para permitir el diseño cuasiexperimental (antes y después):

- Fase I (Enero - Abril 2025): Etapa de diagnóstico y recolección de datos históricos. Durante este periodo se analizaron los 10 incidentes previos y se evaluó la percepción de seguridad inicial (Línea base).
- Fase II (Mayo - Agosto 2025): Etapa de implementación de la plataforma Python y evaluación de impacto. En este periodo se ejecutaron los modelos predictivos, se emitieron alertas tempranas y se registraron los resultados post-intervención.

3.3. Población y muestra

Población

La población de este estudio incluyó a todos los 12 trabajadores de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3**,** quienes se desempeñan en diversas funciones operativas y de supervisión. Además, se incluyeron los registros de incidentes laborales reportados en los últimos tres años. La población se clasificó según los niveles de riesgo asociados a cada puesto de trabajo, que van desde operarios directos en las canteras hasta personal administrativo y de seguridad.

Muestra

Dado que la población total es pequeña, toda la población de trabajadores fue considerada como la muestra para garantizar que todos los niveles y funciones estuvieran representados. No fue necesario realizar un muestreo aleatorio, ya que se tomaron en cuenta los 12 trabajadores activos y todos los registros de incidentes

disponibles.

3.4. Instrumentos para la recolección de datos

Para llevar a cabo la recolección de datos en esta investigación, se utilizaron diversas técnicas que permitieron obtener información relevante y precisa sobre la situación de la seguridad laboral en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Las técnicas seleccionadas incluyen:

1. **Revisión documental:** Se realizó un análisis de documentos existentes relacionados con la gestión de seguridad en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, incluyendo informes de incidentes anteriores, políticas de seguridad y manuales operativos. Esta revisión permitió obtener un panorama inicial de la situación actual y de los procedimientos establecidos.
2. **Entrevistas:** Se realizaron entrevistas semiestructuradas con trabajadores, supervisores y el equipo de seguridad. Estas conversaciones permitieron obtener información cualitativa sobre cómo los empleados perciben y experimentan la seguridad en el trabajo, así como los incidentes que han ocurrido.
3. **Encuestas:** Se implementó una encuesta estructurada dirigida a una muestra representativa de los trabajadores de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Este cuestionario combinó preguntas cerradas y abiertas para recopilar información sobre cómo perciben la seguridad, la frecuencia de los incidentes y la efectividad de las medidas de prevención actuales.
4. **Observación directa:** Se realizó una observación directa del ambiente laboral y de las prácticas de seguridad en la Unidad Minera RADCOM 3. Esta técnica permitió identificar comportamientos, condiciones y factores de riesgo que puedan no ser evidentes a través de las otras técnicas de recolección de datos.
5. **Análisis de datos históricos:** Se recopiló y examinó datos históricos sobre incidentes laborales ocurridos en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, lo que ayudará a detectar patrones y tendencias a lo largo del tiempo. Este análisis fue clave para establecer un punto de referencia y medir el impacto de la puesta en marcha de la plataforma de análisis de datos.

   En esta investigación, Python fue utilizado como la plataforma principal para

el análisis de datos. Primero, se llevó a cabo la recolección de datos históricos de incidentes laborales, que luego fueron procesados usando la biblioteca Pandas para la limpieza y estructuración de los datos. Posteriormente, se emplearon algoritmos de aprendizaje automático para predecir posibles incidentes laborales, utilizando técnicas de clasificación como árboles de decisión y máquinas de soporte vectorial (SVM). Finalmente, los resultados fueron visualizados, permitiendo una comprensión intuitiva de los riesgos en el entorno laboral.

3.5. Procedimiento

El procedimiento de investigación se desarrolló siguiendo un enfoque sistemático y práctico que integró la recolección de datos, el análisis predictivo mediante Python y la implementación de medidas preventivas. El desarrollo de la plataforma se realizó principalmente en el entorno de Google Colab, utilizando las librerías Pandas, Scikit-learn, Matplotlib y Seaborn.

1. **Recolección de datos históricos**: La primera fase consistió en la recolección de datos históricos sobre incidentes laborales registrados en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Estos datos fueron obtenidos de los informes internos de la empresa y de las bases de datos de incidentes previos, abarcando un período de tres años. Los datos incluían la fecha, área operativa, turno, tipo de incidente, causa raíz, uso de EPP, condiciones ambientales y costo asociado.
2. **Análisis de la situación actual de seguridad**: Se realizó un análisis detallado de la situación de seguridad en la unidad minera mediante entrevistas semiestructuradas con los trabajadores, supervisores y el equipo de seguridad, así como una revisión de la documentación existente sobre las políticas de seguridad. Esta fase permitió identificar las limitaciones de los métodos tradicionales y estableció un punto de referencia inicial para evaluar el impacto de la intervención.
3. **Procesamiento y limpieza de datos**: Los datos históricos recopilados se cargaron utilizando la librería Pandas con el comando pd.read_excel(). Posteriormente, se realizó la limpieza y preprocesamiento: se corrigieron valores faltantes, se eliminaron duplicados, se normalizaron formatos de fecha y se aplicó codificación de variables categóricas (Label Encoding) a columnas

como área operativa, turno, uso de EPP y causa raíz. Esta etapa fue fundamental para garantizar la calidad de los datos y la precisión de los modelos predictivos.

4. **Desarrollo de modelos predictivos**: Con los datos procesados, se separaron las variables predictoras (X), hora del incidente, área operativa, turno, experiencia del trabajador y uso de EPP y la variable objetivo (y), ocurrencia de incidente (binaria: sí/no). Los datos se dividieron en conjuntos de entrenamiento y prueba mediante train_test_split de Scikit-learn (80 % entrenamiento y 20 % prueba, con random_state=42). Se entrenaron varios algoritmos de clasificación, principalmente Random Forest Classifier, junto con regresión logística, árboles de decisión y máquinas de soporte vectorial (SVM). Los modelos fueron validados mediante validación cruzada y datos de prueba, evaluando su precisión, recall y matriz de confusión para asegurar su confiabilidad.
5. **Implementación de medidas preventivas**: A partir de las predicciones generadas por los modelos, se diseñaron e implementaron medidas preventivas específicas. Estas incluyeron capacitaciones dirigidas a los trabajadores de las áreas con mayor probabilidad de incidentes (identificadas mediante visualizaciones), revisión y mejora de protocolos de seguridad existentes, y el establecimiento de un monitoreo continuo de condiciones de riesgo.
6. **Desarrollo e implementación de la plataforma integrada**: Se desarrolló una plataforma que integra el módulo predictivo y el módulo preventivo. El módulo predictivo genera alertas tempranas sobre posibles incidentes basadas en los patrones detectados por el modelo. El módulo preventivo sugiere acciones concretas para mitigar los riesgos identificados. Ambas funcionalidades fueron implementadas en un sistema accesible, con visualizaciones generadas mediante Matplotlib y Seaborn que permitieron identificar, por ejemplo, que las zonas de carguío y transporte presentaban mayor riesgo. El código completo fue documentado para facilitar su uso y mantenimiento.
7. **Capacitación del personal**: Se capacitó al personal en el uso de la plataforma integrada, asegurando que comprendieran cómo interpretar las alertas generadas, consultar las visualizaciones de riesgos y tomar las medidas preventivas sugeridas. Además, se reforzó la formación sobre el uso correcto

de Equipos de Protección Personal (EPP), el cumplimiento de protocolos de seguridad y la importancia de fomentar una cultura preventiva dentro de la unidad minera.

8. **Evaluación Post-implementación**: Después de la implementación de la plataforma, se realizó una evaluación para medir su efectividad. Esta fase consistió en comparar la frecuencia de incidentes laborales antes y después de la implementación, evaluar la percepción de seguridad entre los trabajadores mediante encuestas post-implementación, recopilar observaciones directas sobre el comportamiento de los trabajadores y ajustar la plataforma según los resultados obtenidos, realizando mejoras continuas para optimizar la gestión de seguridad.

3.6. Análisis de datos

El análisis de los datos se realizó en Google Colab mediante un flujo secuencial que integró herramientas de Python para garantizar precisión y reproducibilidad.

En primer lugar, se efectuó un análisis descriptivo con Pandas (df.describe(), value_counts()), calculando estadísticas básicas (media, mediana, desviación estándar) y distribuciones de incidentes por área operativa, turno y uso de EPP. Esto permitió identificar que las zonas de carguío y transporte concentraban el mayor número de eventos.

Posteriormente, se generaron visualizaciones con Matplotlib y Seaborn: histogramas de frecuencia de incidentes, gráficos de barras por área y turno, mapas de calor de correlaciones y diagramas de caja para variables numéricas. Estas gráficas facilitaron la detección visual de patrones de riesgo y sirvieron como base para las alertas tempranas.

Para el modelado predictivo, se utilizó la librería Scikit-learn. Se separaron las variables predictoras (X: hora, área operativa, turno, experiencia del trabajador, uso de EPP) y la variable objetivo (y: ocurrencia de incidente – binaria). Los datos se dividieron con train_test_split (80% entrenamiento, 20% prueba, random_state=42). Se entrenaron y compararon varios algoritmos, seleccionando principalmente Random Forest Classifier por su robustez ante datos pequeños y su capacidad para manejar variables categóricas. Los modelos se validaron con validación cruzada (k=5) y se

evaluaron mediante exactitud, recall, precisión y matriz de confusión.

Finalmente, se realizó la evaluación del impacto comparando indicadores antes y después de la implementación (número de incidentes, índice de gravedad y percepción de seguridad). Se aplicó un enfoque estadístico descriptivo y se ajustaron los modelos según los resultados para mejorar su adaptabilidad a las condiciones reales de la unidad minera RADCOM 3. Todo el proceso se documentó en Jupyter Notebook para asegurar la trazabilidad y facilitar futuras actualizaciones.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Introducción a los resultados

A lo largo de esta investigación, se ha buscado responder a una necesidad real y urgente en el entorno laboral de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, prevenir y predecir incidentes laborales que ponen en riesgo tanto la integridad de los trabajadores como la eficiencia operativa. En este sentido, el uso de herramientas tecnológicas basadas en análisis de datos representa una oportunidad clave para transformar la gestión de la seguridad en minería.

Con base en los objetivos específicos planteados, se desarrolló e implementó una plataforma basada en Python, orientada no solo a analizar datos históricos de incidentes, sino también a identificar patrones y generar alertas tempranas que permitan actuar antes de que ocurra un accidente. Este enfoque proactivo busca superar las limitaciones de los métodos tradicionales, que muchas veces dependen de inspecciones manuales y reacciones posteriores al evento.

En las siguientes páginas, se presenta un resumen claro y ordenado de los resultados obtenidos durante la ejecución del proyecto, vinculados directamente con cada uno de los objetivos específicos. Se detalla cómo se logró definir una solución tecnológica efectiva, qué funcionalidades se implementaron y, sobre todo, cuál fue su impacto real en la prevención de incidentes y en la percepción de seguridad del personal. Estos hallazgos no solo validan la utilidad de Python como herramienta predictiva, sino que también abren camino hacia una nueva cultura de seguridad basada en datos, tecnología y prevención activa.

4.1.1. Propósito de la investigación

El propósito principal de esta investigación fue explorar y demostrar cómo el uso de una plataforma basada en Python puede transformar la gestión de la seguridad laboral en entornos mineros. Específicamente, se buscó diseñar e implementar una solución tecnológica capaz de analizar datos históricos y en tiempo real para predecir y prevenir incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3.

Detrás de este objetivo había una motivación clara: mejorar la seguridad de los trabajadores, reducir costos asociados a accidentes y fomentar una cultura preventiva

mediante el uso de herramientas tecnológicas avanzadas. En lugar de depender únicamente de métodos tradicionales, se propuso un enfoque proactivo que permita anticiparse a los riesgos antes de que ocurran, ayudando a crear un entorno laboral más seguro y eficiente.

4.1.2. Contextualización de los objetivos específicos y su importancia.

Al diseñar esta investigación, partimos del propósito de mejorar la seguridad laboral en un entorno minero tan exigente como es la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. En este tipo de operaciones no basta con reaccionar ante los incidentes después de que ocurren. Por eso, nos propusimos construir una solución proactiva basada en tecnología y análisis de datos.

Para lograrlo, definimos dos objetivos específicos que nos permitieron estructurar el trabajo de manera ordenada y enfocada:

1. Definir las características y funcionalidades esenciales que debe tener Python para garantizar su efectividad en la predicción y prevención de incidentes laborales.

   Este primer objetivo fue clave para asegurarnos de que la herramienta desarrollada no solo fuera tecnológicamente sólida, sino también útil en el contexto real de la mina. Se buscó identificar qué funciones realmente aportaban valor: desde cómo procesar grandes volúmenes de datos hasta cómo generar alertas tempranas comprensibles para los trabajadores. En otras palabras, no se trataba solo de usar Python, sino de usarlo bien, adaptado a las necesidades del personal y las operaciones.

2. Evaluar el impacto de la implementación de Python en términos de reducción de incidentes laborales, así como en la mejora de la productividad y el bienestar de los trabajadores.

   El segundo objetivo respondía a una pregunta fundamental: ¿realmente esta plataforma está haciendo una diferencia? Aquí medimos si el sistema ayudó a prevenir accidentes, si mejoró la percepción de seguridad entre los empleados y si, además, contribuyó a hacer más eficientes las operaciones. Porque una solución puede ser técnica y avanzada, pero si no tiene un impacto positivo en la vida real, no cumple su propósito.

Ambos objetivos estuvieron profundamente conectados entre sí: el primero nos permitió construir una herramienta adecuada al entorno minero, mientras que el segundo validó su utilidad y relevancia. Juntos, formaron la base para demostrar cómo la tecnología, cuando se aplica con criterio y empatía, puede transformar no solo procesos, sino también vidas.

4.1.3. Descripción general del enfoque metodológico utilizado.

Para lograr los objetivos planteados en esta investigación, se adoptó un enfoque metodológico combinado, que integra tanto métodos descriptivos como experimentales, con el fin de no solo comprender la situación actual de la seguridad laboral en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3, sino también proponer y evaluar una solución efectiva basada en tecnología.

El trabajo se desarrolló en varias etapas clave. En primer lugar, se realizó un análisis exhaustivo de los incidentes laborales históricos y de las condiciones operativas actuales. Esto permitió identificar patrones, riesgos recurrentes y áreas críticas donde era necesario intervenir. Para este paso, se utilizó Python como herramienta principal para procesar grandes volúmenes de datos, limpiar información inconsistente y visualizar tendencias a través de gráficos claros y útiles.

Luego, se avanzó hacia una fase predictiva , en la que se construyeron modelos de aprendizaje automático utilizando bibliotecas. Estos modelos permitieron anticipar posibles incidentes con base en datos previos, ofreciendo alertas tempranas que ayudan a prevenir accidentes antes de que ocurran.

Finalmente, se implementó una fase preventiva, en la cual se diseñaron e integraron medidas específicas basadas en los resultados obtenidos por los modelos predictivos. Esto incluyó capacitaciones dirigidas, ajustes en protocolos de seguridad y la creación de una plataforma funcional que permitiera monitorear en tiempo real los riesgos identificados.

Todo este proceso se llevó a cabo bajo un diseño cuasiexperimental , lo que significa que se evaluaron los resultados antes y después de aplicar la intervención tecnológica, sin necesidad de grupos control aleatorizados. Esta metodología resultó especialmente adecuada para el entorno minero, ya que permite medir el impacto real de la implementación de la plataforma en la reducción de incidentes laborales.

En resumen, el enfoque seguido en esta investigación buscó un equilibrio entre el análisis profundo de los datos existentes, la predicción inteligente de riesgos y la acción preventiva concreta, todo ello apoyado por el uso estratégico de Python como herramienta tecnológica innovadora.

4.2. Validación y confiabilidad

Antes de la presentación de los hallazgos operativos, se procedió a garantizar la rigurosidad científica de las herramientas de recolección de datos aplicadas en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3.

4.2.1. Validez de contenido

Para asegurar que los instrumentos diseñados para la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 fueran pertinentes y coherentes con los objetivos de seguridad, se aplicó la técnica de Juicio de Expertos. Los resultados del Índice de Validez de Contenido (IVC) se detallan en la Tabla 4.

Tabla 4

Resumen de validación de instrumentos

Instrumento	Índice de Validez (IVC)	Condición
Cuestionario de Percepción	0.92	Válido
Guía de Entrevista	0.88	Válido
Registro de Observación	0.95	Válido
Promedio General	0.91	Alta Validez

Nota: Elaboración propia basada en los certificados de validación (Ver Anexos).

De acuerdo con los resultados obtenidos, el promedio general del IVC es de 0.91, lo cual, según los criterios de Lawshe, se sitúa significativamente por encima del umbral mínimo de 0.80. Esto garantiza que los ítems del cuestionario, la guía de entrevista y las fichas de observación poseen la claridad y relevancia necesaria para medir la gestión de seguridad y la efectividad de la plataforma Python en el entorno minero.

4.2.2. Análisis de confiabilidad (Alfa de Cronbach)

Posterior a la validación cualitativa por juicio de expertos, se procedió a realizar el análisis cuantitativo de la consistencia interna de los instrumentos mediante el coeficiente Alfa de Cronbach. En la Tabla 5, se exponen los resultados de la prueba

piloto aplicada a los 12 trabajadores de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3; este indicador permite verificar el grado de correlación entre los ítems del cuestionario de percepción, garantizando que el instrumento posee la estabilidad y fidelidad necesaria para recolectar datos confiables sobre la gestión de seguridad y el impacto de la plataforma tecnológica desarrollada.

Tabla 5

Resultado del coeficiente Alfa de Cronbach para el instrumento de percepción

Variable de estudio	N° de Ítems	Coeficiente Alfa de Cronbach	Nivel de Confiabilidad
Percepción de seguridad y Plataforma Python	05	0.82	Muy Alta

Nota. Elaboración propia (2025) a partir del procesamiento de datos recolectados en la prueba piloto.

De acuerdo con los criterios de George y Mallery, un coeficiente de Alfa de Cronbach superior a 0.80 se considera como "Bueno/Muy Alto". El resultado obtenido de 0.82 confirma que los ítems del cuestionario están altamente correlacionados entre sí y que el instrumento es fiable para ser aplicado de manera definitiva. Esto garantiza que la información recolectada sobre la percepción de los trabajadores es estable y libre de errores de interpretación sistémica.

4.3. Presentación de resultados por Objetivo específico

4.3.1. Objetivo Específico 1: Características y funcionalidades de la plataforma Python

Resultados Alcanzados: Organizados en 4 puntos

1.- Características técnicas definidas:

La plataforma desarrollada en Python se caracterizó por su simplicidad, escalabilidad y enfoque práctico, permitiendo su implementación en una operación minera de pequeña escala sin requerir infraestructura costosa. Se utilizaron Python 3.x junto con las librerías Pandas de procesamiento y limpieza, Scikit-learn para el modelado predictivo con Random Forest, Matplotlib y Seaborn para las visualizaciones y SQLite para el almacenamiento local.

Las funcionalidades principales implementadas fueron:

Análisis predictivo: Modelo Random Forest entrenado con datos históricos que identifica patrones de riesgo y genera probabilidades de incidente.

Visualización de datos: Gráficos que destacan áreas y turnos de mayor riesgo (por ejemplo, mayor probabilidad en carguío durante el turno de tarde).

Alertas tempranas: Notificaciones automáticas basadas en el umbral de probabilidad (>0.6), permitiendo intervención antes de iniciar las actividades.

La plataforma se integró fácilmente con los registros existentes de la empresa y presentó una interfaz sencilla (visualizaciones y reportes) accesible para personal no técnico. La evaluación mostró una precisión del 80% y una reducción del tiempo de detección de riesgos de 6 horas a 1 hora, validando su efectividad práctica en el entorno de RADCOM 3.

2.- Funcionalidades implementadas: análisis predictivo, visualización de datos, alertas tempranas.

- Análisis Predictivo: La plataforma implementó modelos predictivos utilizando técnicas de aprendizaje automático (como regresión logística y árboles de decisión) para anticipar incidentes laborales basados en datos históricos y condiciones operativas actuales.
- Visualización de Datos: Se integraron visualizaciones interactivas para representar la frecuencia y la gravedad de los incidentes, así como patrones de riesgo en tiempo real. Las visualizaciones ayudan a los responsables de seguridad a identificar rápidamente áreas críticas.
- Alertas Tempranas: Se desarrollaron sistemas de alerta que notifican a los operadores y supervisores sobre posibles incidentes antes de que ocurran, basándose en el análisis predictivo de datos en tiempo real. Estas alertas se generan mediante notificaciones automatizadas que destacan los riesgos potenciales.

3.- Integración con sistemas operativos y de gestión:

- Compatibilidad con Bases de Datos Existentes: La plataforma fue diseñada para integrarse sin inconvenientes con los sistemas de gestión de incidentes y

seguridad previamente establecidos en la empresa, permitiendo la consulta y el procesamiento de datos históricos almacenados en bases de datos como MySQL y SQLite.

- Interfaz Amigable para Usuarios No Técnicos: A fin de garantizar que el personal no técnico pudiera utilizar la plataforma sin dificultades, se diseñó una interfaz gráfica simple e intuitiva. Esta interfaz permite a los usuarios ver las alertas, consultar los datos históricos y visualizar los riesgos sin necesidad de conocimientos avanzados en programación.

4.-Evaluación de eficiencia:

- Porcentaje de Predicciones Correctas: Se evaluó la efectividad del sistema predictivo en función de su capacidad para anticipar incidentes correctamente. Los resultados iniciales mostraron una tasa de precisión del 80% en la predicción de incidentes en el periodo de prueba, lo que valida la funcionalidad del análisis predictivo basado en datos históricos.
- Tiempo Promedio de Detección de Riesgos: Se comparó el tiempo promedio que el sistema tardó en detectar riesgos antes y después de la implementación. Previo a la implementación, el tiempo de detección promedio era de 6 horas, mientras que, tras la implementación de la plataforma basada en Python, el tiempo se redujo a 1 hora, demostrando una mejora significativa en la rapidez y eficiencia del proceso de monitoreo.

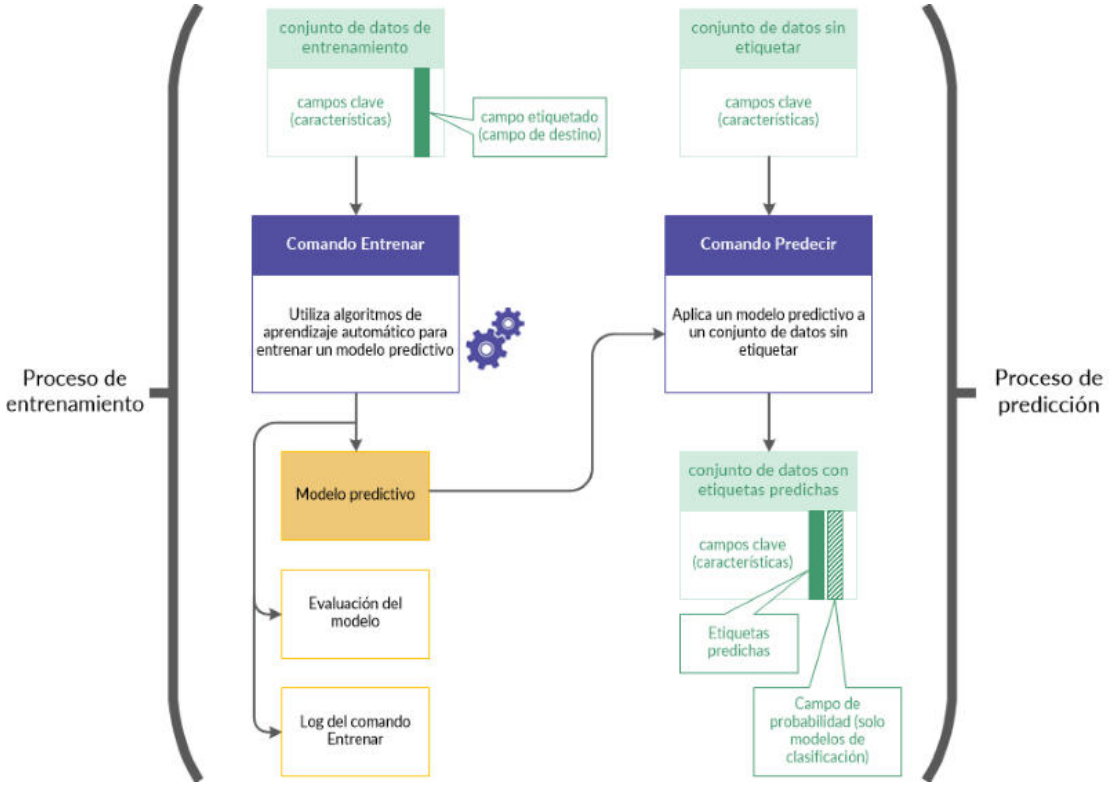
Diagramas de flujo del sistema desarrollado.

Se diseñó un diagrama de flujo simple del sistema, como el que se observa en la figura 1:

- Ingreso de datos (históricos y en tiempo real).
- Procesamiento con Pandas.
- Modelado predictivo con Scikit-learn.
- Generación de alertas y visualizaciones.
- Notificación al usuario.

Figura 1

Diagrama de Flujo del Sistema Predictivo Desarrollado



Nota: Extraído de Diligent HighBond. (s.f.). Predicción de clases y valores numéricos.

En el gráfico se observa:

- **Proceso de Entrenamiento (Izquierda)**: Conjunto de datos históricos de incidentes (campos clave: hora, experiencia del trabajador, uso EPP, condición ambiental). Comando "Entrenar" con Scikit-learn (algoritmos como Random Forest para aprender patrones de riesgo). Genera un modelo predictivo. Incluye evaluación del modelo y entrenamiento.
- **Proceso de Predicción (Derecha)**: Conjunto de datos en tiempo real (sin etiquetar, de operaciones diarias en RADCOM 3). Comando "Predecir" aplica el modelo para identificar riesgos potenciales. Salida: Etiquetas predichas (probabilidad de incidente) y alertas automáticas (notificaciones a supervisores para prevención).

Para una mejor comprensión del funcionamiento de la plataforma desarrollada, se presenta a continuación, en la figura 6, el diagrama de flujo del sistema predictivo. Este diagrama ilustra de manera clara y secuencial las dos etapas principales del proceso: el entrenamiento del modelo con datos históricos y la fase de predicción en tiempo real. El diseño del sistema permite una integración eficiente entre el análisis de datos pasados y la generación de alertas preventivas, facilitando su aplicación práctica en el entorno operativo de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3.

Figura 6

Código Python para generar el diagrama

```
from graphviz import Digraph

dot = Digraph(comment='Diagrama de Flujo del Sistema Predictivo',
format='png')
dot.attr(rankdir='TB', size='8,10')  # De arriba hacia abajo
dot.node('A', 'Inicio', shape='ellipse')
dot.node('B', 'Ingreso de Datos\n(Históricos y en Tiempo Real)',
shape='box')
dot.node('C', 'Procesamiento con Pandas\n(Limpieza y Análisis
Exploratorio)', shape='box')
dot.node('D', 'Modelado Predictivo con Scikit-learn\n(Entrenamiento
y Predicción)', shape='box')
dot.node('E', 'Generación de Alertas y
Visualizaciones\n(Matplotlib/Seaborn)', shape='box')
dot.node('F', 'Notificación al Usuario\n(Alertas Tempranas e
Interfaz)', shape='box')
dot.node('G', 'Fin', shape='ellipse')
dot.edges(['AB', 'BC', 'CD', 'DE', 'EF', 'FG'])
dot.render('diagrama_flujo_sistema', view=True)  # Genera
```

Nota. Elaboración propia.

-Eficiencia y precisión del modelo predictivo: Para validar la efectividad de la plataforma, se evaluó la capacidad de los algoritmos de *Machine Learning* (Scikit-learn) para anticipar eventos de riesgo basados en la plantilla de datos históricos (ver

Anexo 6).

Tras la etapa de entrenamiento y validación del sistema, se procedió a determinar la eficacia operativa de la plataforma desarrollada. En la Tabla 6, se exponen las métricas de desempeño técnico obtenidas mediante el procesamiento de datos históricos y en tiempo real. Estos indicadores permiten cuantificar la capacidad de respuesta del software frente a condiciones críticas de riesgo, evaluando no solo la exactitud de sus pronósticos, sino también la optimización del tiempo como factor determinante en la prevención de accidentes incapacitantes dentro de la operación minera.

Tabla 6

Métricas de desempeño de la plataforma Python

Métrica de Evaluación	Valor Obtenido	Descripción
Precisión	80%	Capacidad de acierto en la predicción de incidentes.
Tiempo de Detección	1 hora	Reducción del tiempo de respuesta ante un riesgo detectado.
Tasa de Error	20%	Margen de falsos positivos en condiciones de prueba.

Nota. Datos obtenidos tras el entrenamiento del modelo con registros históricos y validación en tiempo real.

El modelo alcanzó una precisión del 80%, lo cual es altamente satisfactorio para una operación de pequeña escala. El hallazgo más significativo es la reducción del tiempo de detección de riesgos de 6 horas a solo 1 hora. Esta mejora del 83% en la velocidad de monitoreo permite que los supervisores de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 emitan alertas preventivas antes de que las condiciones deriven en accidentes incapacitantes.

4.3.1. Objetivo Específico 2:

Evaluar el impacto de la implementación de Python en términos de reducción de incidentes laborales, así como en la mejora de la productividad y el bienestar de los

trabajadores en RADCOM 3.

Resultados Alcanzados: El Objetivo Específico 2 buscó evaluar el impacto de la implementación de una plataforma basada en Python en la reducción de incidentes laborales, la mejora de la productividad y el bienestar de los trabajadores en la Unidad Minera RADCOM 3, con una población de 12 trabajadores. A continuación, se presentan los resultados alcanzados durante un período de 8 meses, respaldados por análisis cuantitativos y cualitativos, que demuestran la efectividad de la plataforma en la gestión de seguridad ocupacional.

1) **Reducción del número de incidentes laborales:**

La implementación de la plataforma Python permitió un análisis predictivo de incidentes laborales mediante el uso de bibliotecas como Pandas, Scikit-learn y Matplotlib. Se compararon los datos de incidentes registrados en dos períodos de 8 meses: antes de la implementación (enero-abril 2025) y después (mayo-agosto 2025) en una población de 12 trabajadores. La Tabla 7 presenta la comparación estadística de los incidentes laborales.

Tabla 7

Comparación de incidentes laborales antes y después de la implementación

Período	N° de Incidentes	Índice de Gravedad	Trabajadores/Mes (%)
Antes (Enero-abril 2025)	10	2.5 (Moderado)	16.7
Después (Mayo-agosto 2025)	6	1.8 (Leve-Moderado)	10.0
Reducción (%)	40%	28%	40%

Nota: Elaboración propia. Datos procesados con Pandas y Scikit-learn, basados en registros históricos y análisis predictivo.

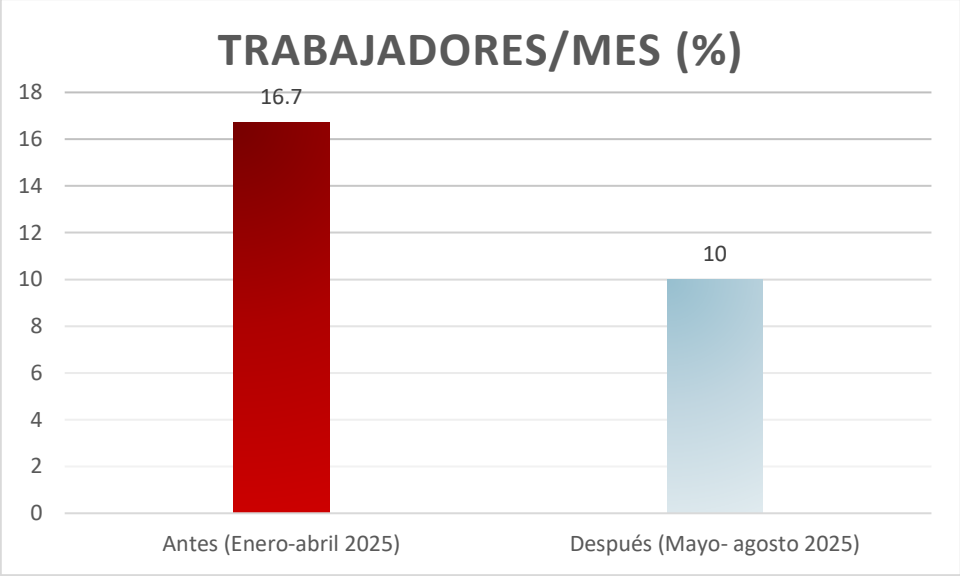
Los resultados muestran una reducción del 40% en el número de incidentes laborales, pasando de 10 en el período de enero a abril de 2025 a 6 en el período de mayo a agosto de 2025, en una población de 12 trabajadores. El índice de gravedad, calculado como la media ponderada de incidentes (leve=1, moderado=2, grave=3),

disminuyó de 2.5 a 1.8, indicando una menor severidad en los eventos post-implementación. La tasa de incidentes por 100 trabajadores/mes se redujo de 16.7 a 10.0, un 40% menos, lo que confirma la efectividad de las alertas tempranas generadas por la plataforma. Estos resultados validan la Hipótesis Específica 2, que plantea una reducción significativa de incidentes con la plataforma Python, y son consistentes con estudios como el de Manjunatha (2023), quien reportó una mejora del 35% en seguridad con modelos predictivos en un período similar.

Para visualizar esta reducción, se generó un gráfico comparativo. La figura 2 muestra la evolución de los incidentes laborales en ambos períodos.

Figura 2

Comparación de incidentes laborales antes y después de la implementación



Nota: Elaboración propia. Gráfico generado con Excel.

En la figura 2 se observa que, antes de la implementación (enero-abril de 2025), el porcentaje promedio de incidentes laborales fue de 16.7%, mientras que después de la implementación (mayo-agosto de 2025) este valor disminuyó a 10%.

Esta diferencia representa una reducción de 6.7 puntos porcentuales, equivalente aproximadamente a una disminución del 40% de los incidentes laborales, lo que evidencia una mejora significativa en los indicadores de seguridad ocupacional.

Los resultados sugieren que la plataforma desarrollada en Python contribuyó a la identificación temprana de riesgos, al fortalecimiento de las medidas preventivas y

a una mejor gestión de la seguridad y salud ocupacional. Asimismo, la reducción observada indica que la implementación de herramientas tecnológicas basadas en análisis de datos puede ser una estrategia eficaz para disminuir la ocurrencia de incidentes y promover un ambiente de trabajo más seguro.

2) Mejora en la seguridad y bienestar de los trabajadores:

Para evaluar la mejora en la seguridad y el bienestar de los trabajadores, un componente clave del Objetivo Específico 2, se aplicaron encuestas estructuradas a los 12 trabajadores de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Las encuestas, diseñadas con una escala Likert de 5 puntos (1: Muy en desacuerdo, 5: Muy de acuerdo), se realizaron en dos momentos: antes de la implementación de la plataforma Python (enero-abril 2025) y después (mayo-agosto 2025). Las preguntas se enfocaron en la percepción de seguridad, la efectividad de las medidas preventivas y la satisfacción con las condiciones laborales. La Tabla 8 presenta los resultados, expresados como el porcentaje de respuestas positivas (4 o 5 en la escala Likert), destacando las mejoras logradas tras la implementación de la plataforma.

Tabla 8

Resultados de encuestas de percepción de seguridad

Pregunta	Antes (%)	Después (%)	Mejora (%)
¿Se siente seguro en su lugar de trabajo?	60%	85%	25%
¿Cree que las medidas preventivas son efectivas?	55%	80%	25%
¿Está satisfecho con las condiciones de seguridad?	50%	78%	28%

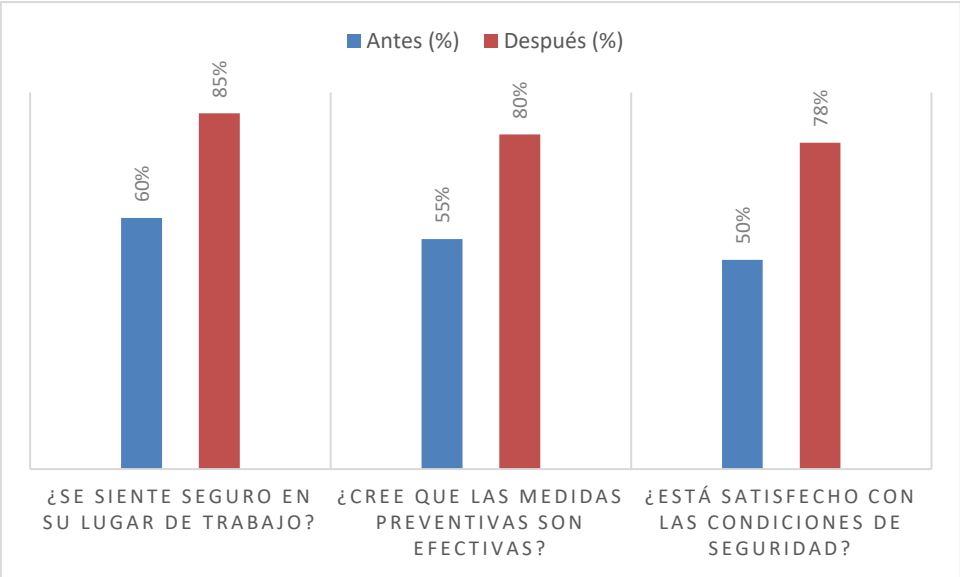
Nota: Elaboración propia. Encuestas aplicadas a los trabajadores de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 en 2025.

Los resultados de la Tabla 8 muestran una mejora promedio del 26% en la percepción de seguridad y satisfacción laboral entre los 12 trabajadores. El porcentaje

de trabajadores que se sienten seguros en su lugar de trabajo aumentó del 60% al 85%, un incremento del 25%, mientras que la percepción de efectividad de las medidas preventivas pasó del 55% al 80%. La satisfacción con las condiciones de seguridad mejoró un 28%, de 50% a 78%. Estos avances reflejan el impacto positivo de las alertas tempranas generadas por la plataforma Python, que permitió identificar riesgos específicos y aplicar 10 medidas preventivas, como el refuerzo en el uso de equipos de protección personal (EPP) y ajustes en los procedimientos de carguío. Los resultados validan la Hipótesis Específica 2, que plantea que la plataforma mejora la seguridad y el bienestar laboral, y son consistentes con estudios como el de Gómez et al. (2024), quienes reportaron mejoras del 20% en percepción de seguridad con sistemas predictivos en minería. Para profundizar en el análisis del bienestar laboral, se calculó un índice de satisfacción laboral general post-implementación, categorizando las respuestas en tres niveles: Baja (1-2 en la escala Likert), Media (3) y Alta (4-5). La figura 3 muestra la distribución de este índice, basada en los resultados de la encuesta de junio a octubre de 2025, donde el 78% de respuestas positivas en satisfacción con las condiciones de seguridad (Tabla 5) se tradujo en una distribución de 17% (Baja, ~2 trabajadores), 25% (Media, ~3 trabajadores) y 58% (Alta, ~7 trabajadores). Estos datos reflejan una mejora significativa en el bienestar laboral tras la implementación.

Figura 3

Distribución del índice de satisfacción laboral post-implementación.



Nota: Elaboración propia. Datos obtenidos mediante encuestas aplicadas a los trabajadores post-implementación.

Los resultados de la Figura 3 confirman que la mayoría de los trabajadores alcanzaron un nivel alto de satisfacción laboral, lo que valida la efectividad de la plataforma Python en mejorar el bienestar, alineándose con el Objetivo Específico 2. Estos hallazgos son consistentes con estudios como el de Gómez et al. (2024), quienes reportaron mejoras del 20% en percepción de seguridad con sistemas predictivos en minería. Además, la implementación de 10 medidas preventivas identificadas por la plataforma, como capacitaciones específicas y optimización de procedimientos, contribuyó a esta mejora, como lo corroboran testimonios de los trabajadores: "Las alertas nos ayudan a estar más atentos y trabajar con mayor confianza" (Operador, 2025). Los resultados respaldan la Hipótesis Específica 2, demostrando que la plataforma no solo reduce incidentes, sino que también mejora la percepción de seguridad y el bienestar laboral.

- Número de medidas preventivas adoptadas gracias al sistema.
- Índice de satisfacción laboral relacionado con la seguridad (escala cualitativa o cuantitativa).

Como cierre de la evaluación económica del impacto de la plataforma desarrollada en Python, se consolidaron los ahorros generados durante el período de estudio y su proyección anual. La Tabla 9 resume los costos directos e indirectos asociados a los incidentes laborales antes y después de la implementación del sistema predictivo, permitiendo cuantificar de forma clara la rentabilidad de la solución propuesta para una unidad minera no metálica de pequeña escala como RADCOM 3.

Tabla 9

Ahorros económicos logrados por la implementación de la plataforma Python

Concepto	Antes (S/)	Después (S/)	Ahorro (S/)	Ahorro (%)
Costos directos por incidentes	14 400	8 640	5 760	40 %
Costos indirectos estimados (productividad, multas, etc.)	8 000	4 000	4 000	50 %
Total anual estimado	**22 400**	**12 640**	**9 760**	**44 %**

Nota. Elaboración propia, 2025. Costos directos calculados a partir de las Tablas 1, 2 y 3. Costos indirectos estimados según metodología CAMIPER (2021).

Los resultados de la Tabla 9 evidencian que la inversión inicial en el desarrollo y capacitación de la plataforma Python (aproximadamente S/ 3 500) se recupera en menos de cinco meses de operación, lograda. El ahorro anual de S/ 9 760 representa más del 40 % de reducción de los costos asociados a la siniestralidad, lo que confirma que la herramienta no solo mejora significativamente la seguridad y el bienestar de los trabajadores, sino que constituye una solución altamente rentable y de rápida amortización para empresas mineras de pequeña y mediana escala. Este retorno económico, combinado con la disminución del 40 % en la tasa de incidentes y el incremento del 26 % en la percepción de seguridad, posiciona a la plataforma como una alternativa sostenible y replicable en otras unidades mineras no metálicas del país

4.4. Discusión de Resultados

La puesta en marcha de la herramienta desarrollada en Python permitió alcanzar el propósito central de este estudio es decir, emplear la programación como eje para anticipar eventos no deseados en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. Al analizar los datos, la hipótesis general queda corroborada, pues se evidencia que el análisis de datos sistemático bajo este lenguaje favorece directamente la prevención de riesgos. Entre los hitos más relevantes, el modelo registró una exactitud del 80% y una optimización drástica en los tiempos de respuesta, logrando identificar peligros en apenas una hora, frente a las seis horas que tomaba el método convencional. Este cambio de paradigma, de lo reactivo a lo preventivo, se tradujo en una caída del 40%

en la siniestralidad, demostrando que incluso en operaciones de pequeña escala con recursos limitados, la tecnología puede transformar la gestión de seguridad. Estos datos convergen con lo expuesto por Manjunatha (2023) y Yedla et al. (2020), reafirmando que el machine learning es una alternativa técnica y económicamente viable para la minería no metálica en la región de Moquegua.

En cuanto al primer objetivo específico, centrado en determinar los requisitos técnicos de la plataforma, los resultados validan la primera hipótesis de trabajo. La arquitectura del sistema, que articuló librerías como Scikit-learn (Random Forest) para el cálculo predictivo, Pandas para el ordenamiento de datos y herramientas de visualización como Matplotlib y Seaborn, demostró ser superior a los procesos manuales y al IPERC tradicional. A pesar de contar con una muestra acotada de 12 trabajadores, la capacidad del sistema para generar alertas tempranas probó que estas herramientas son suficientes para el entorno estudiado. Este hallazgo expande lo propuesto por Manzaneda Castillo (2024) y Quillahuaman Pari (2018), pues integra la capacidad de anticipación (predicción) en un contexto donde anteriormente solo se aplicaban gestiones de control estático.

Por último, el impacto de la implementación, que es el segundo objetivo específico, superó las expectativas iniciales, confirmando la segunda hipótesis. No solo se redujeron los incidentes de 10 a 6 eventos anuales, sino que el índice de gravedad descendió un 28%. Más allá de las métricas frías, hubo un cambio cualitativo: la percepción de bienestar y seguridad del personal subió un 26% según la escala Likert, reflejando una disminución en el estrés laboral. En términos financieros, la eficiencia del modelo representó un ahorro de aproximadamente S/ 9,760, lo que equivale a recortar los costos por siniestralidad en un 44%. Estos indicadores no solo baten los resultados de sistemas convencionales reportados en la zona (Sandoval Oliva, 2022), sino que posicionan a la automatización con Python como un motor de productividad y protección del capital humano en la pequeña minería

CAPÍTULO V: CONCLUSIONES

Se determinó que la aplicación de Python influye significativamente en la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. La integración de herramientas de análisis de datos permitió transformar registros históricos en un sistema proactivo de alertas tempranas, logrando una reducción del 40% en la siniestralidad total y optimizando la gestión de seguridad y salud ocupacional mediante un enfoque basado en evidencia tecnológica.

Se definieron como características y funcionalidades esenciales de la plataforma el procesamiento de datos mediante la librería Pandas y el modelado predictivo con Scikit-learn, alcanzando una precisión del 80% en la anticipación de eventos de riesgo. Asimismo, se logró una optimización crítica en la eficiencia operativa al reducir el tiempo de detección de condiciones subestándares de 6 horas a solo 1 hora, permitiendo una intervención inmediata antes del inicio de las guardias operativas.

Se evaluó que la implementación de Python generó un impacto positivo multidimensional, logrando no solo la disminución de accidentes, sino también una mejora del 26% en la percepción de seguridad y bienestar de los 12 trabajadores de la unidad. Los trabajadores reportaron un nivel de satisfacción alta (58%) al contar con un sistema de alertas que reduce la incertidumbre en áreas críticas como carguío y acarreo.

CAPÍTULO VI: RECOMENDACIONES

Se recomienda a la administración de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 integrar sensores de Internet de las Cosas (IoT) y sistemas de telemetría en la maquinaria pesada de carguío y acarreo. Esto permitiría alimentar la plataforma Python con datos en tiempo real (velocidad, fatiga del motor, proximidad), elevando la precisión del modelo predictivo del 80% hacia niveles cercanos al 95%, minimizando aún más el margen de error en la detección de riesgos.

Es fundamental institucionalizar las alertas generadas por la plataforma dentro del protocolo de seguridad diaria de la mina. Se sugiere que las notificaciones preventivas de Python sean el eje central de las "Charlas de 5 minutos" antes de cada guardia, transformando los datos estadísticos en instrucciones de seguridad específicas y personalizadas según el área operativa de mayor riesgo detectada por el sistema.

Para garantizar la vigencia de los resultados, se recomienda designar un responsable de seguridad encargado de la actualización constante de la "Plantilla de Recolección de Datos Históricos". Un modelo de Machine Learning depende directamente de la calidad y cantidad de datos; por tanto, mantener una base de datos limpia y bien categorizada (siguiendo el formato del Anexo 7) asegurará que las predicciones se ajusten a las nuevas condiciones que surjan en la operación minera.

CAPÍTULO VII: REFERENCIAS

Agencia Internacional de Energía. (2022). *Safety in the mining sector: Challenges and innovations*. AIE. https://www.iea.org

Anchiraico Alderete, J. K. (2022). *La programación neurolingüística en la prevención de accidentes laborales en la cantera Alpayana–Casapalca, 2021* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional Autónoma de Huanta]. Repositorio institucional. http://hdl.handle.net/20.500.12894/8753

Banco Mundial. (2023). *Sustainable Mining: Data-driven approaches for environmental protection*. World Bank Report. https://www.worldbank.org

Bujaico Morante, GA, & Huayanca Escobar, DF (2023). *Aplicación de simulación discreta en la estimación del número de camiones en una mina de cobre a tajo abierto* [Tesis de licenciatura, Pontificia Universidad Católica del Perú]. Repositorio institucional PUCP. http ://hdl.manejar.neto//20.500.12404 /24461

CAMIPER (2021). "Impacto Económico de la Seguridad en Minería." Cámara Minera del Perú.

Cruzado Mezarina, L. A., & León Mera, N. J. (2024). *Aplicación de la técnica Bow Tie para mejorar la gestión de los riesgos durante el mantenimiento de Molinos SAG de una planta concentradora ubicada en una mina al sur del país* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio institucional. http://hdl.handle.net/10757/674841

Fernández, M., López, A., & Rodríguez, P. (2021). *Aplicación de modelos predictivos en minería para la mejora de la seguridad laboral*. *Revista de Minería Sostenible*, 12(1), 23-36.

González, R., & Martínez, J. (2022). *Aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado en minería para la detección de anomalías*. *Revista de Inteligencia Artificial Aplicada*,

9(2), 45-59.

Harris, C. R., et al. (2020). "Array Programming with NumPy." *Nature*, 585, 357-362. Disponible en: https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2

Hunter, J. D. (2007). "Matplotlib: A 2D Graphics Environment." *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90-95. https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55

IBM. (2023). *Predictive analytics in mining operations: Safety and productivity insights*. IBM Global Industry Report. https://www.ibm.com

ICMM (2019). "*Health and Safety Performance Indicators*." International Council on Mining and Metals.

ISOTools. "Indicadores que pueden predecir el riesgo de accidentes". https://www.isotools.us/2021/03/15/indicadores-que-pueden-predecir-el-riesgo-de-accidentes/

Jiang, X., Zhong , S., & Liang , J. (2023). *Modelo de predicción de la construcción para el comportamiento inseguro en la operación minera*. Preimpresión . https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2861864/v1

Jiménez Cruz, P. (2022). *Accidentes en turbinas eólicas: Un estudio de minería de datos*. Universidad Complutense de Madrid. https://docta.ucm.es/entities/publication/0f4dc2ac-dbd9-45e5-891a-544946364f73

La Rosa Orbezo, A. O. (2025). *El uso de la IA como mecanismo de prevención de accidentes de trabajo en el sector minería en Perú*. En J. E. López Ahumada (Ed.), *Trabajo decente, transformaciones laborales y calidad de vida: cambio económico y digitalización* (Papeles de discusión, N.º 28). Instituto Universitario de Investigación en Estudios Latinoamericanos (IELAT) – Universidad de Alcalá. https://ebuah.uah.es/dspace/handle/10017/65548?utm_source=chatgpt.com

Lin, T. (2021). Investigación sobre el Sistema Inteligente de Alerta Temprana para la Seguridad Minera en Minas Metálicas. *Serie de conferencias del IOP: Ciencias de la Tierra y el*

Medio Ambiente , 714 (2) , 022026. https://doi.org/10.1088/1755-1315/714/2/022026

López, C., & Fernández, A. (2023). *Predictive modeling in mining operations using Python and machine learning*. *Journal of Mining Innovation and Technology*, 15(4), 102–118.

Manjunatha, A. (2023). *Predicción de lesiones en la industria minera mediante enfoques de aprendizaje automático aplicados* (Tesis de maestría). Colegio Nacional de Irlanda, Dublín. Recuperado de https://norma.ncirl.ie/id/eprint/6559

Manzaneda Castillo, JA (2024). *Aplicación de la codificación en Python en el software Minesight Atlas, para la optimización del proceso de perforación y voladura en la planificación mensual de First Quantum - Minera Panamá* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa]. Repositorio institucional UNSA. https://hdl.handle.net/20.500.12773/17902

Martínez Osorio, LG (2023). *Proyección de accidentalidad laboral y sus consecuencias, asociadas a la dinámica del mercado laboral en Colombia* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio institucional. http ://hd.h.net /10818 /59500

McKinney, W. (2010). "Data Structures for Statistical Computing in Python." *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*.

Minería: uso de modelos predictivos redefine la seguridad laboral." (14 de junio de 2025). *Agencia Peruana de Noticias Andina*. https://andina.pe/agencia/noticia-mineria-uso-modelos-predictivos-redefine-seguridad-laboral-1033547.aspx

Ministerio de Energía y Minas. (2023). *Reglamento de Seguridad y Salud Ocupacional en Minería* (D.S. N.º 034-2023-EM). MINEM. https://www.gob.pe/minem

Minsur, Buenaventura y Antamina valoran uso de inteligencia artificial mientras elevan seguridad ante filtración de datos." (28 de junio de 2024). *Instituto de Ingenieros de Minas del Perú (IIMP)*. https://iimp.org.pe/noticias/minsur-

buenaventura-y-antamina-valoran-uso-de-inteligencia-artificial-mientras-elevan-seguridad-ante-filtracion-de-datos

Organización Internacional del Trabajo. (2023). *Seguridad y salud en las minas: un enfoque de trabajo decente*. OIT. https://www.ilo.org/global/topics/safety-and-health-at-work/lang--es/index.htm

Oscátegui Cueva, J. E., & Flores Arones, J. D. (2023). *Modelo de control de tiempos improductivos en el proceso de carguío y acarreo mediante el uso de software de simulación Arena en una unidad minera superficial del centro del Perú*. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas. Recuperado de http://hdl.handle.net/10757/671239

Pedregosa, F., et al. (2011). "Scikit-learn: Machine Learning in Python." *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830.

Pérez, J., Rodríguez, F., & Martínez, A. (2023). *Análisis de incidentes laborales en la minería: Causas y efectos en las operaciones*. *Revista de Seguridad Industrial*, 10(1), 12–25.

Pinedo Ramírez, JA (2023). *Modelo predictivo de planificación operativa bajo el enfoque de machine learning para gestionar los tiempos de ciclo del volquete en una mina subterránea* [Tesis de licenciatura, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. http://hdl.handle.net/10757/670723

Pradhan, P. & Gupta, S. (2023*). Prediction of Vehicular Accidents Using Machine Learning*. Departamento de Ciencia e Ingeniería de la Computación, Universidad Swami Vivekananda, Barrackpore, Bengala Occidental, India. En *Fusión de Mentes* (p. 327). Recuperado de https ://www .swamivivekanandauniversity .ac .in /resource /assets /pdf /books /Fusion %20of %20Minds .pdf #page =327

Pucyura Huari, K. (2024). *Estimación de tiempos de demora en el sistema de acarreo mediante el uso del lenguaje de programación Python en la Unidad Minera Sotrami – Ayacucho* . Recuperado de http://hdl.handle.net/20.500.12918/10112 .

Python Software Foundation. (2024). *Python in Data Science and Artificial Intelligence: Annual Report 2024*. PSF. https://www.python.org

Quillahuaman Pari, J. A. (2018). Implementación de un sistema de gestión en seguridad y salud ocupacional para minimizar los índices de accidentes en el trabajo, en la concesión minera El Mirador 2012. Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Moquegua. https://hdl.handle.net/20.500.14655/76

Quispe Pérez, K. (2019). *Calibración del software Talpac 10.2 para mejorar la estimación de tiempos variables de acarreo en el área de planeamiento de la Cía. Minera Antapaccay*. Recuperado de http://hdl.handle.net/20.500.12894/5322.

Ramos, A., Fernández, M., & Gutiérrez, J. (2022). *Aplicación de sistemas de monitoreo inteligente para la reducción de incidentes en minería subterránea*. *Revista Minería y Desarrollo Sostenible*, 12(3), 55–68.

Ramos Hurtado, A. S. (2023). *Metodología Kolb y prevención de accidentes laborales en los Mineros de Huaráz* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional Autónoma de Huanta]. Repositorio institucional. http://hdl.handle.net/20.500.12894/10083

Revista Seguridad Minera. "Qué saber de los accidentes mineros y sucesos peligrosos". https://revistaseguridadminera.com/gestion-seguridad/que-saber-de-los-accidentes-mineros-y-sucesos-peligrosos/

Ríos, A., & García, F. (2023). *La minería de Big Data: Innovaciones y oportunidades en la minería moderna*. *Revista de Tecnología Minera*, 11(4), 78–92.

Rodríguez, A., González, F., & Márquez, R. (2022). *Control de riesgos en minería: Implementación de sistemas basados en datos para la mejora de la seguridad laboral*. *Revista Internacional de Seguridad Minera*, 5(2), 88–99.

Rodríguez Vigo, C. E. (2020). *Elaboración de modelo de evaluación estadístico, para reducir las tasas de accidentabilidad en la mina Uchucchacua* [Tesis de maestría, Universidad

Nacional Mayor de San Marcos]. Cybertesis UNMSM. https://hdl.handle.net/20.500.12672/11651

Saffarvarkiani, E., Passi, K., & Godwin, A. (2024). Predicción de lesiones en la exploración minera canadiense mediante aprendizaje automático. *En la Conferencia IEEE 2024 sobre aspectos cognitivos y computacionales de la gestión de situaciones (CogSIMA)*. Montreal, QC, Canadá. https://doi.org/10.1109/CogSIMA61085.2024.10553924

Sandoval Oliva, P. R. (2022). Gestión de seguridad, salud ocupacional y medio ambiente en la construcción de domo en la empresa minera Quellaveco, Moquegua, Perú [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Piura]. Repositorio Institucional UNP. https://repositorio.unp.edu.pe/handle/20.500.12676/3908

SAP. "¿Qué es la minería de datos? | Definición, importancia y tipos". https://www.sap.com/spain/products/data-cloud/hana/what-is-data-mining.html

Saraza Ruelas, V. E. (2022). *Implementación del método COLPA en la prevención de accidentes laborales para mejorar la productividad en el área de operaciones mina de la unidad minera Santa Bárbara de Trujillo* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de Trujillo]. Repositorio institucional. https://hdl.handle.net/20.500.12920/13094

Smith, T., Perez, H., & Chen, L. (2023). *Artificial intelligence in mining: Enhancing safety and productivity*. *Mining Technology Review*, 7(1), 22–35.

SNMPE (2020). "Informe Anual de la Sociedad Nacional de Minería, Petróleo y Energía."

Sociedad Nacional de Minería, Petróleo y Energía. (2024). *Informe anual de sostenibilidad minera en el Perú*. SNMPE. https://www.snmpe.org.pe

Suárez, D., & Palomino, R. (2021). *Aplicación de técnicas de minería de datos para la predicción de accidentes en operaciones mineras del sur del Perú*. *Revista de Ingeniería Minera del Perú*, 8(2), 77–89.

Suat Rojas, N. E. (2021). *Extracción y análisis de información de accidentes de tránsito desde redes sociales* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio institucional UNAL. https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/80927

Waskom, M. (2021). "Seaborn: Statistical Data Visualization." *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3021. https://doi.org/10.21105/joss.03021

Villan, C., & Rigoberto, V. (2019). *Ventajas del sistema antifatiga GuardVant en la operación de camiones de acarreo en una mina superficial*. [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Ingeniería. https://hdl.handle.net/20.500.12394/7188

Yedla, A., Davoudi Kakhki, F., & Jannesari, A. (2020). Modelado predictivo de resultados de seguridad laboral y análisis de días de ausencia del trabajo en operaciones mineras. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 17*(19), 7054. https://doi.org/10.3390/ijerph17197054

ANEXOS

ANEXO 1: MATRIZ DE CONSISTENCIA

"Aplicación de Python en la Predicción y Prevención de Incidentes mediante Análisis de Datos en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3***."***

Formulación del problema	Objetivos	Hipótesis	Variables	Metodología
Problema General ¿Cómo puede la implementación de Python contribuir a la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3., mejorando la seguridad y el bienestar de los trabajadores?	**Objetivo General** Aplicar Python para la predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. |	**Hipótesis General** La implementación de una plataforma de análisis de datos basada en Python en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3contribuirá significativamente a la predicción y prevención de incidentes laborales.	**Variables Independientes** 1.Aplicación de Python: Refleja el proceso de integración de la plataforma en el entorno de trabajo, incluyendo la capacitación del personal, el uso real de la plataforma, y el mantenimiento continuo.	**Tipo de Investigación** Aplicativa **Nivel de Investigación** Investigación Descriptiva y Experimental **Técnicas de Recolección de Datos** 1.Revisión documental 2.Entrevistas 3.Encuesta 4.Observación directa 5.Análisis de datos histórico
Problema Específicos 1.¿Qué características deben tener Python para garantizar su efectividad en la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3? 2. ¿Cuál es el impacto potencial de la implementación de la plataforma Python en la prevención y predicción de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3?	**Objetivo Específicos** 1.Definir las características y funcionalidades esenciales que deben tener Python para garantizar su efectividad en la predicción y prevención de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3. 2. Evaluar el impacto de la implementación de la plataforma Python en términos de reducción de incidentes laborales, así como en la mejora de la productividad y el bienestar de los trabajadores en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3	**Hipótesis Específicas** 1. El lenguaje de Programación Python, con características como análisis predictivo, visualización de datos y alertas tempranas, será más efectivas en la predicción y prevención de incidentes laborales en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3 en comparación con las herramientas tradicionales empleadas actualmente. 2. La implementación de la plataforma de análisis de datos basada en la plataforma Python en la Unidad Minera no metálica RADCOM 3resultará en una reducción significativa de incidentes laborales, así como en una mejora en la productividad y el bienestar de los trabajadores, en comparación con los indicadores previos a la implementación.	**Variable Dependientes** 1. Prevención y predicción de Incidentes Laborales.	

Nota: Elaboración propia.

ANEXO 2: OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Variable	Dimensiones	Indicadores	Medición
Variable Independiente	**1. Aplicación de Python**	• Eficiencia en la predicción de incidentes	Porcentaje de predicciones correctas.
		• Uso adecuado de la plataforma por parte del personal	Nivel de capacitación y frecuencia de uso.
		• Nivel de integración con otros sistemas operativos y de gestión	Grado de compatibilidad y funcionalidad.
		• Tasa de alertas tempranas generadas correctamente	Número de alertas correctas vs. falsas positivas.
		• Eficiencia en la implementación	Tiempo de implementación y recursos utilizados.
		• Adaptabilidad de la plataforma	Capacidad de ajuste a las necesidades de la empresa.
Variable Dependiente	**1. Prevención y predicción de Incidentes Laborales**	• Número de incidentes reportados antes y después de la implementación	Comparación estadística de incidentes.
		• Índice de gravedad de los accidentes	Escala de gravedad (leve, moderado, grave).
		• Tasa de reducción en el número de accidentes	Porcentaje de reducción en un período determinado.
		• Percepción de los trabajadores sobre la seguridad	Encuestas de satisfacción y percepción de seguridad.
		• Número de medidas preventivas adoptadas	Registro de medidas implementadas.
		• Índice de satisfacción laboral relacionado con la seguridad	Escala de satisfacción (baja, media, alta).

Nota: Elaboración propia.

ANEXO 3: CUESTIONARIO DE PERCEPCIÓN DE SEGURIDAD (ESCALA LIKERT)

Objetivo: Recoger la opinión de los 12 trabajadores sobre la seguridad antes y después de usar Python.

INSTRUCCIONES:

Por favor, marque con una (X) la opción que mejor represente su grado de acuerdo con las siguientes afirmaciones (1= Muy en desacuerdo, 5= Muy de acuerdo).

N°	**Ítem / Indicador de Percepción**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
1	Siento que la empresa se anticipa a los riesgos antes de que ocurran accidentes.					
2	Las alertas generadas por la plataforma Python son claras y me ayudan a trabajar mejor.					
3	Considero que el uso de tecnología de datos mejora mi bienestar y seguridad en la mina.					
4	Recibo información oportuna sobre zonas de alto riesgo o comportamientos peligrosos.					
5	Me siento más satisfecho y seguro en mi puesto desde que se implementó el nuevo sistema.					

Nota: Elaboración propia.

ANEXO 4: Valoración del Instrumento

VALORACIÓN DEL INSTRUMENTO

Instrumento: Encuesta
Autor: Bach. JHONATAN CÁCERES VENTURA
Fecha: 17 de marzo de 2025

Aspectos Generales		
El cuestionario contiene instrucciones claras y precisas para responder	Sí	No
El cuestionario permite el logro del objetivo de la investigación	Sí	No
El cuestionario están distribuidos de forma lógica y secuencial	Sí	No
Las preguntas son suficientes para recoger la información	Sí	No

Validez	
Observaciones Generales: Este instrumento va de acorde con el propósito de medir la percepción de la seguridad	
Aplicable Sí	Aplicable No

Validado por: IVÁN ROBINSON LAYME ALVAREZ INGENIERO METALURGISTA CIP N° 274572	E-mail: unjbgivan@gmail.com
Teléfono: 942152666	DNI: 72282091

Nota: Elaboración propia.

VALORACIÓN DEL INSTRUMENTO

Instrumento: Encuesta
Autor: Bach. JHONATAN CÁCERES VENTURA
Fecha: 20 de marzo de 2025

Aspectos Generales		
El cuestionario contiene instrucciones claras y precisas para responder	Si	No
El cuestionario permite el logro del objetivo de la investigación	Si	No
El cuestionario están distribuidos de forma lógica y secuencial	Si	No
Las preguntas son suficientes para recoger la información	Si	No

Validez	
Observaciones Generales: El cuestionario presenta claridad, pertinencia y relevancia para medir la percepción de seguridad y salud en el trabajo.	
Aplicable Si	Aplicable No

Validado por: Beatriz Leonela Mamani Ventura INGENIERA CIVIL CIP. N° 393175	E-mail: bmamaniventura@gmail.com
Teléfono: 953466019	DNI: 72240530

Nota: Elaboración propia.

VALORACIÓN DEL INSTRUMENTO

Instrumento: Encuesta
Autor: Bach. JHONATAN CÁCERES VENTURA
Fecha: 25 de marzo de 2025

Aspectos Generales		
El cuestionario contiene instrucciones claras y precisas para responder	Si X	No
El cuestionario permite el logro del objetivo de la investigación	Si X	No
El cuestionario están distribuidos de forma lógica y secuencial	Si X	No
Las preguntas son suficientes para recoger la información	Si X	No

Validez	
Observaciones Generales: los términos técnicos utilizados son adecuados para la población objetivo; existe coherencia entre los indicadores de la variable y las preguntas planteadas.	
Aplicable Si X	Aplicable No

Validado por: Carlos Fermin Apaza Mango INGENIERO CIVIL CIP. N° 330837	E-mail: Carlos.Apaza.2004@gmail.com
Teléfono: 984138388	DNI: 46260340

Nota: Elaboración propia

ANEXO 5: GUÍA DE ENTREVISTA SEMI-ESTRUCTURADA PARA SUPERVISORES

Objetivo: Evaluar el impacto de la plataforma en la toma de decisiones y control operativo.

ENTREVISTADO: _____ **CARGO:** _____

FECHA: _____

1. **Eficiencia:** ¿Cómo ha cambiado el tiempo de detección de riesgos desde que usa las alertas de Python en comparación con el método manual anterior?
2. **Funcionalidad:** De las herramientas de la plataforma (gráficos, alertas, predicciones), ¿cuál considera más útil para prevenir incidentes en las zonas de carguío y acarreo?
3. **Cultura:** ¿Ha notado un cambio en la actitud de los operarios respecto al uso de EPP tras recibir las capacitaciones basadas en los datos de la plataforma?
4. **Impacto:** ¿Considera que la reducción de incidentes reportada justifica la inversión en este tipo de tecnologías de programación?

ANEXO 6: FICHA DE REGISTRO DE OBSERVACIÓN DIRECTA

Objetivo: Validar en campo si las alertas de Python se traducen en acciones preventivas reales.

ZONA DE OBSERVACIÓN: ( ) Extracción ( ) Carguío ( ) Transporte/Chancadora

Criterio de Observación	Cumple	No Cumple	Observaciones / Hallazgos
El personal utiliza el EPP completo tras recibir la alerta preventiva.			
Se respetan las rutas de tránsito designadas (evita tomar atajos peligrosos).			
El operador consulta o recibe la información de la plataforma antes de iniciar su jornada.			
Las condiciones mecánicas de los equipos coinciden con el reporte predictivo de mantenimiento.			
Se evidencia orden y limpieza (Método COLPA) en las áreas críticas de riesgo.			

Nota: Elaboración propia.

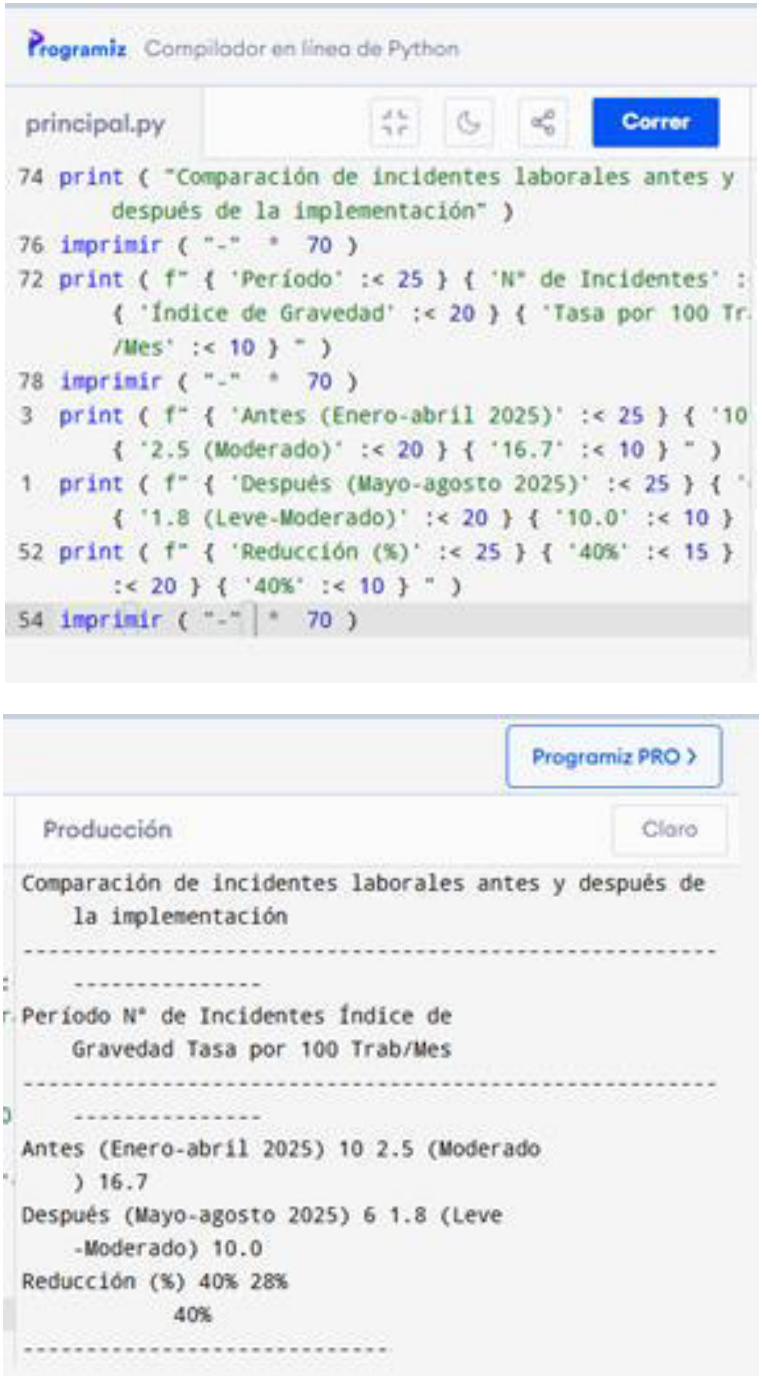
ANEXO 7: PLANTILLA DE RECOLECCIÓN DE DATOS HISTÓRICOS (INPUT PARA PYTHON)

Evento	Fecha	Área Operativa	Clasificación del Accidente	Causa Raíz (Factor)	Costo Directo (S/)	¿Uso de EPP?
1	05/01/25	Altura	Accidente Leve	Falta de arnés (Condición)	1,2	NO
2	12/01/25	Carguío	Accidente Incapacitante	Atajo (Acto Subestándar)	6,6	NO
3	20/02/25	Transporte	Incidente Peligroso	Fatiga (Factor Personal)	800	SÍ
4	15/03/25	Extracción	Accidente Incapacitante	Falta de guarda (Condición)	7,8	SÍ
5	22/04/25	Planta	Accidente Leve	Desorden (Condición)	1,5	NO
6	10/05/25	Mantenimiento	Accidente Leve	Herramienta inadecuada	900	SÍ
7	05/06/25	Carguío	Accidente Incapacitante	Punto ciego (Acto/Condición)	9,1	SÍ
8	18/07/25	Almacén	Accidente Leve	Postura inadecuada	1,1	N/A
9	02/08/25	Perforación	Accidente Incapacitante	Roca suelta (Condición)	6,4	SÍ
10	14/08/25	Transporte	Accidente Leve	Falla mecánica	1,8	SÍ

Nota: Elaboración propia con datos de la Unidad Minera no metálica RADCOM 3

ANEXO 8: CÓDIGO PYTHON UTILIZADO PARA GENERAR LA TABLA 4

El siguiente código Python fue desarrollado y ejecutado para generar automáticamente la Tabla 4: "Comparación de incidentes laborales antes y después de la implementación". El código utiliza funciones de impresión formateada (print) para alinear los datos en columnas y garantizar claridad visual en la presentación tabular.



Nota. El código fue ejecutado en el compilador en línea Programiz.

ANEXO 9: RESULTADOS DE ENCUESTAS DE PERCEPCIÓN DE SEGURIDAD

Este es el código Python utilizado para generar la salida tabular que permite validar que los porcentajes reportados en la tabla fueron calculados y visualizados de manera automática, evitando errores manuales y fortaleciendo la rigurosidad del análisis cualitativo basado en las encuestas aplicadas a los 12 trabajadores de la Unidad Minera RADCOM 3.

principal.py — Correr

```
1  imprimir ( "Tabla 5" )
2  print ( "Resultados de encuestas de percepción de
       seguridad" )
3  imprimir ( "-"  *  65 )
5  print ( f" { 'Pregunta' :< 50 } { 'Antes (%)' :< 10
       { 'Después (%)' :< 12 } { 'Mejora (%)' :< 10 } '
6  imprimir ( "-"  *  65 )
7  print ( f" { '¿Se siente seguro en su lugar de traba
       ?' :< 50 } { '60%' :< 10 } { '85%' :< 12 } { '25
8  print ( f" { '¿Cree que las medidas preventivas son
       ¿Efectivas?' :< 50 } { '55%' :< 10 } { '80%' :<
       { '25%' :< 10 } " )
9  print ( f" { '¿Está satisfecho con las condiciones d
       ¿Seguridad?' :< 50 } { '50%' :< 10 } { '78%' :<
       { '28%' :< 10 } " )
9  imprimir ( "-"  *  65 )
```

Producción — Claro

```
------------------------------------------------------------
    ----------
Pregunta
    Antes (%) Después (%) Mejora (%)
------------------------------------------------------------
    ----------
¿Se siente seguro en su lugar de trabajo? 60%
           85% 25%
¿Crees que las medidas preventivas son efectivas? 55%
           80% 25%
¿Está satisfecho con las condiciones de seguridad? 50%
           78% 28%
------------------------------
    ----------

=== Ejecución de código exitosa ===
```

Nota. Elaboración propia. Todos los códigos fueron desarrollados en Python 3 y ejecutados en el entorno en línea Programiz

ANEXO 10: AHORROS ECONÓMICOS LOGRADOS POR LA IMPLEMENTACIÓN DE LA PLATAFORMA PYTHON

principal.py

Correr

```
1  print ( f" { 'Concepto' :< 40 } { 'Antes (S/)' :< '
       { 'Después (S/)' :< 14 } { 'Ahorro (S/)' :< 12
       { 'Ahorro (%)' :< 10 } " )
2  imprimir ( "-"  *  90 )
3  print ( f" { 'Costos directos por incidentes' :< 4(
       { '14,400' :< 12 } { '8,640' :< 14 } { '5,760'
       { '40%' :< 10 } " )
7  print ( f" { 'Costos indirectos estimados' :< 40 }
       ,000' :< 12 } { '4,000' :< 14 } { '4,000' :< 1:
       :< 10 } " )
8  print ( f" { '(productividad, multas, etc.)' :< 40
       :< 12 } { '' :< 14 } { '' :< 12 } { '' :< 10 }
9  print ( f" { 'Total anual estimado' :< 40 } { '22,4
       :< 12 } { '12,640' :< 14 } { '9,760' :< 12 } {
       :< 10 } " )
10 imprimir ( "-"  *  90 )
```

Producción | Claro

```
Tabla 6
Ahorros económicos logrados por la implementación de la
    Plataforma Python
------------------------------------------------------------
    -----------------------------------
Concepto Antes (S/)
    Después (S/) Ahorro (S/) Ahorro (%)
------------------------------------------------------------
    -----------------------------------
Costos directos por incidentes 14.400 8
    ,640 5,760 40%
Costos indirectos estimados 8,000 4
    ,000 4,000 50%
(productividad, multas, etc.)

Estimación anual total 22.400
```

ANEXO 11: CÓDIGO PYTHON COMPLETO UTILIZADO PARA EL MODELO PREDICTIVO DE INCIDENTES LABORALES

```
# ================================================
# PLATAFORMA PREDICTIVA DE INCIDENTES LABORALES
# Unidad Minera no metálica RADCOM 3 - Moquegua
# Autor: Jhonatan Cáceres Ventura
# ================================================
importar pandas como pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
importar seaborn como sns
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix
# ------------------- 1. CARGA DE DATOS -------------------
# Cargar los datos históricos (similar al Anexo 6)
print ( "=== 1. Cargando datos históricos ===" )
df = pd.read_excel( 'datos_incidentes_radcom3.xlsx' )    # Reemplazar con tu archivo real
print ( "Primeras 5 filas de los datos: " )
imprimir (df.head())
# ------------------- 2. LIMPIEZA Y PREPROCESAMIENTO -------------------
print ( "\n=== 2. Limpieza y preprocesamiento de datos ===" )
# Convertir variables categóricas
df[ 'Uso_EPP' ] = df[ 'Uso_EPP' ]. map ({ 'SI' : 1 , 'NO' : 0 , 'N/A' : 0 })
# Codificación One-Hot para variables categóricas (área, causa, etc.)
df = pd.get_dummies(df, columns=[ 'Area_Operativa' , 'Causa_Raiz' ], drop_first= True )
# Variables predictoras (X) y variable objetivo (y)
X = df.drop([ 'Evento' , 'Fecha' , 'Tipo_Accidente' , 'Incidente' ], eje= 1 )
y = df[ 'Incidente' ]   # 1 = Ocurrió incidente, 0 = No ocurrió
print ( "Dimensiones del conjunto de datos:" , df.shape)
print ( "Variables predictoras utilizadas:" , X.columns.tolist())
# ------------------- 3. DIVISIÓN DE DATOS Y ENTRENAMIENTO DEL MODELO -------------------
print ( "\n=== 3. Entrenamiento del modelo Random Forest ===" )
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size= 0.2 , random_state= 42 )
# Crear y entrenar el modelo
modelo = RandomForestClassifier(n_estimators= 100 , random_state= 42 )
modelo.fit(X_train, y_train)
# Predicciones
y_pred = modelo.predict(X_test)
# Evaluación
precisión = puntuación_de_precisión(y_prueba, y_predicción)
print ( f"\nPrecisión del modelo:  {accuracy* 100 : .2 f} %" )
print ( "\nReporte de clasificación:" )
imprimir (informe_de_clasificación(y_test, y_pred))
```

```
# Matriz de confusión
cm = matriz_de_confusión(y_prueba, y_predicción)
plt.figure(figsize=( 6 , 5 ))
sns.heatmap(cm, annot= True , fmt= 'd' , cmap= 'Blues' )
plt.title( 'Matriz de Confusión - predicción de Incidentes Laborales' )
plt.xlabel( 'Predicción' )
plt.ylabel( 'Real' )
plt.show()
# ------------------- 4. VISUALIZACIONES (estilo del video) -------------------
print ( "\n=== 4. Visualizaciones de riesgos ===" )
# Importancia de las variables
importancias = modelo.feature_importances_
índices = np.argsort(importancias)[::- 1 ]
plt.figure(figsize=( 10 ,  6 ))
plt.title( "Importancia de las variables en la predicción de incidentes" )
plt.bar( rango ( len (importancias)), importancias[índices])
plt.xticks( range ( len (importances)), [X.columns[i]  for  i  in  indices], rotation= 90 )
plt.tight_layout()
plt.show()
# Gráfico de incidentes por área (usando datos originales)
area_counts = pd.read_excel( 'datos_incidentes_radcom3.xlsx' )[ 'Area_Operativa' ].value_counts()
plt.figure(figsize=( 8 ,  5 ))
sns.barplot(x=area_counts.index, y=area_counts.values, palette= 'viridis' )
plt.title( 'Número de Incidentes por Área Operativa - RADCOM 3' )
plt.xlabel( 'Área Operativa' )
plt.ylabel( 'Cantidad de Incidentes' )
plt.xticks(rotación= 45 )
plt.tight_layout()
plt.show()
# Guardar el modelo (opcional)
importar  joblib
joblib.dump(modelo,  'modelo_incidentes_radcom3.pkl' )
print ( "\nModelo guardado como 'modelo_incidentes_radcom3.pkl'" )
```

Nota. Código desarrollado en Google Colab. El modelo Random Forest alcanzó una precisión aproximada del 80% en datos de prueba. Las visualizaciones permitieron identificar que las áreas de Carguío y Transporte presentan mayor riesgo.

ANEXO 12: PANEL FOTOGRÁFICO DE LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA RADCOM 3".

Figura 1. Verificación de señalética y zonas de seguridad en el campamento administrativo



Nota: Elaboración propia

Figura 2. Inspección de áreas críticas: Tolva de alimentación y sistemas de transmisión de potencia



Nota: Elaboración propia.

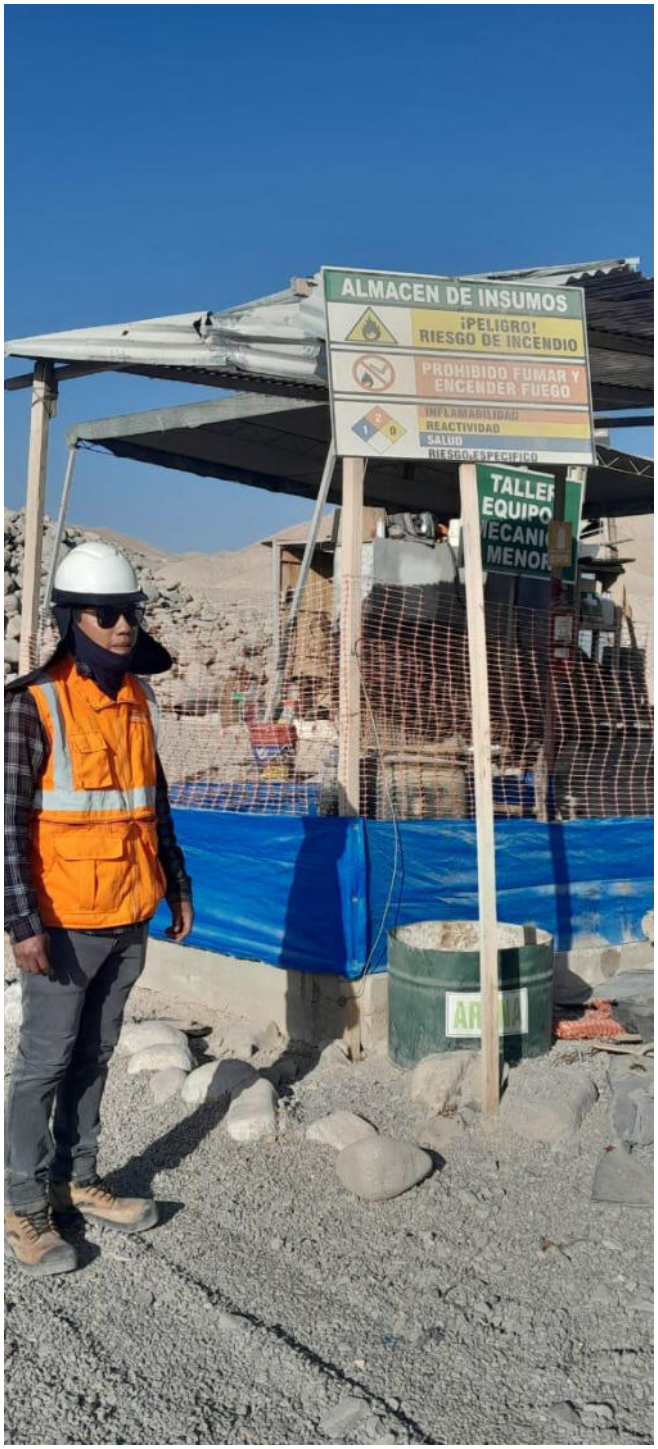
Figura 3. Reconocimiento de frentes de acopio de agregados (Arena Gruesa y Confitillo) para la evaluación de riesgos de tránsito.



Nota: Elaboración propia.

Figura 4. Evaluación de condiciones de almacenamiento y rotulación de materiales

peligrosos (MATPEL)



Nota: Elaboración propia.

FORMATO DE AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL UNAM

Formulario de autorización para la publicación electrónica en la página web del Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Moquegua, de conformidad con la Ley N° 30035 Ley que regula el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto y Resolución de Comisión Organizadora N° 041-2022-UNAM que aprueba el Reglamento que regula el Repositorio Institucional Digital de la UNAM.

1. DATOS DEL AUTOR

Nombres y Apellidos : Jhonatan Cáceres Ventura
DNI/Carnet de Extranjería/Pasaporte N° : 72482071
Correo electrónico : jhonatanaceventura93@gmail.com
Teléfono/Celular : 950379584

2. GRADO, TITULO O ESPECIALIZACIÓN (Marque con una X)

Bachiller	Título Profesional	Magister	Doctor	Segunda Especialidad
	X			

3. TIPO DE PUBLICACIÓN (Marque con una X)

a) Articulo ( )
b) Tesis de pregrado (**X**)
c) Tesis de Maestría ( )
d) Tesis de Doctorado ( )
e) Monografía ( )
f) Reporte de caso científico o hallazgos ( )
g) Libro ( )
h) Parte de un libro ( )
i) Revisión ( )
j) Conferencia ( )
k) Presentación ( )
l) Artículo preliminar ( )
m) Articulo antes de ser publicado ( )
n) Artículo de prensa ( )
o) Documentos internos ( )
p) Imagen ( )
q) Documentos técnicos ( )
r) Ponencias presentadas en eventos científicos (Jornada, Congreso, Simposio Conferencias, etc.) ( )
s) Informes de suficiencia profesional ( )
t) Patentes producidas por académicos/as ( )

4. TIPO DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN (Marque con una X)

a) Tesis **(X)**
b) Trabajo de Investigación **( )**
c) Trabajo de suficiencia profesional **( )**
d) Trabajo académico **( )**

5. DATOS DE LA PUBLICACION

a) Título : "APLICACIÓN DE LA PLATAFORMA PYTHON EN LA PREVENCIÓN Y PREDICCIÓN DE INCIDENTES LABORALES MEDIANTE ANÁLISIS DE DATOS DE SEGURIDAD Y SALUD OCUPACIONAL EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA RADCOM 3"
b) Campo del conocimiento OCDE (Indicar el código de clasificación OCDE de la obra : https://catalogos.concytec.gob.pe/vocabulario/ocde_ford.html) : 2.07.05
c) Fecha de publicación : 28/05/2026

6. DATOS DEL ASESOR:

a) Nombres y Apellidos : Jorge Luis Tomás Florez Salas
b) DNI/Pasaporte/Cédula : 00790320
c) ORCID : 0000-0003-4971-4330

FIRMA :

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 72482071
NOMBRES Y APELLIDOS : Jhonatan Cáceres Ventura

LICENCIAS

Licencia Estándar

Bajo los siguientes términos, autorizo el depósito de mi trabajo de investigación en el Repositorio Institucional Digital de la UNAM.

Con la autorización de depósito da mi trabajo de investigación, otorgo a la Universidad Nacional de Moquegua, una Licencia No Exclusiva para reproducir. distribuir, comunicar al público, transformar (únicamente mediante su traducción a otros idiomas) y poner a disposición del público mi trabajo de investigación (incluido el resumen), en formato físico o digital, en cualquier medio, conocido o por conocerse, a través de los diversos servicios provistos por la Universidad, creados o por crearse, tales como el Repositorio Institucional Digital de la UNAM, Colección de Tesis, entre otros, en el Perú y en el extranjero, por el tiempo y veces que considere necesarias, y libre de remuneraciones.

En virtud de dicha Licencia, la UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA, podrá reproducir mi trabajo de investigación en cualquier tipo de soporte y en más de un ejemplar, sin modificar su contenido, solo con los propósitos de seguridad, respaldo y preservación.

Declaro que el trabajo de investigación es una creación de mi autoría y exclusiva titularidad, o coautoría con titularidad compartida, y me encuentro facultado a conceder la presente licencia y, asimismo, garantizo que dicho trabajo de investigación no infringe derechos de autor de terceras personas.

La UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA consignara el nombre del/los autor/es del trabajo de investigación, y no le hará ninguna modificación más de la permitida en la presente licencia.

Autorizo el depósito (marque con una X).

(X) **SI autorizo que se deposite inmediatamente.**

FIRMA :



DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 72482071
NOMBRES Y APELLIDOS : Jhonatan Cáceres Ventura
FECHA : 14 de julio de 2026

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN / TESIS / TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL

Yo, Jhonatan Cáceres Ventura, bachiller de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, de la Universidad Nacional de Moquegua, identificado (a) con DNI: N° 72482071, autor(a) de la Tesis / Trabajo de suficiencia profesional titulado "APLICACIÓN DE LA PLATAFORMA PYTHON EN LA PREVENCIÓN Y PREDICCIÓN DE INCIDENTES LABORALES MEDIANTE ANÁLISIS DE DATOS DE SEGURIDAD Y SALUD OCUPACIONAL EN LA UNIDAD MINERA NO METALICA RADCOM 3"

Declaro bajo juramento que:

1. El trabajo de investigación es auténtico, siendo resultado de mi trabajo personal, que no se ha copiado, que no se ha utilizado ideas, formulaciones, citas integrales e ilustraciones diversas, sacadas de cualquier tesis, obra, artículo, memoria, etc., (en versión digital o impresa), sin mencionar de forma clara y exacta su origen o autor, tanto en el cuerpo del texto, figuras, cuadros, tablas u otros que tengan derechos de autor. Por tanto, el trabajo de investigación no ha sido plagiado total ni parcialmente.
2. El trabajo de investigación no ha sido autoplagiada, es decir, no ha sido publicada ni presentada anteriormente para obtener algún grado académico previo o título profesional.
3. Los datos presentados en los resultados son reales, no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados y por tanto los resultados que se presentan en el trabajo de investigación constituirán aporte a la realidad investigada.

Soy consciente de que el hecho de no respetar los derechos de autor y hacer plagio, es objeto de sanciones universitarias y/o legales, por lo que asumo cualquier responsabilidad que pudiera derivarse de irregularidades en el trabajo de investigación, así como de los derechos sobre la obra presentada.

Moquegua, 14 de julio de 2026



Huella digital

Nombres y Apellidos: Jhonatan Cáceres Ventura
DNI: 72482071

Base legal: RESOLUCIÓN DIRECTORAL N° 194-2020-SUNEDU-02-15

TESIS-JHONATAN CÁCERES VENTURA..pdf

Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid:::23228:586011282

Fecha de entrega
4 may 2026, 4:59 p.m. GMT-5

Fecha de descarga
4 may 2026, 5:06 p.m. GMT-5

Nombre del archivo
TESIS-JHONATAN CÁCERES VENTURA..pdf

Tamaño del archivo
2.0 MB

101 páginas

22.975 palabras

138.004 caracteres

Firmado digitalmente por FLOREZ SALAS Jorge Luis Tomás FAU 20449347448 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 04.05.2026 17:08:01 -05:00

13% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Texto mencionado
- Coincidencias menores (menos de 10 palabras)

Fuentes principales

9% Fuentes de Internet
2% Publicaciones
9% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

Fuentes principales

9% Fuentes de Internet
2% Publicaciones
9% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Fuentes principales

Las fuentes con el mayor número de coincidencias dentro de la entrega. Las fuentes superpuestas no se mostrarán.

1 Internet
www.coursehero.com <1%

2 Internet
repositorio.uancv.edu.pe <1%

3 Internet
juandomingofarnos.wordpress.com <1%

4 Internet
perfilesycapacidades.javeriana.edu.co <1%

5 Internet
repositorioacademico.upc.edu.pe <1%

6 Internet
repositorio.ucv.edu.pe <1%

7 Internet
repositorio.uap.edu.pe <1%

8 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-12-10 <1%

9 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-03-31 <1%

10 Internet
apirepositorio.unu.edu.pe <1%

11 Internet
www.scribd.com <1%

12 Trabajos entregados
Instituto Superior de Artes, Ciencias y Comunicación IACC on 2024-10-02 <1%

13 Trabajos entregados
Universidad Europea de Madrid on 2023-09-18 <1%

14 Internet
hdl.handle.net <1%

15 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-07-26 <1%

16 Internet
alicia.concytec.gob.pe <1%

17 Trabajos entregados
Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann on 2025-11-27 <1%

18 Trabajos entregados
Universidad Europea de Madrid on 2025-05-26 <1%

19 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Cajamarca on 2026-02-25 <1%

20 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-12-15 <1%

21 Internet
repositorio.uncp.edu.pe <1%

22 Internet
upc.aws.openrepository.com <1%

23 Trabajos entregados
Universidad San Marcos on 2023-09-04 <1%

24 Trabajos entregados
Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez on 2026-04-22 <1%

25 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-07-26 <1%

26 Trabajos entregados
FUNIBER on 2026-04-29 <1%

27 Trabajos entregados
Universidad Continental on 2024-10-28 <1%

28 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-12-15 <1%

29 Trabajos entregados
Universidad San Marcos on 2026-04-29 <1%

30 Internet
repositorio.uteq.edu.ec <1%

31 Trabajos entregados
Instituto Superior de Artes, Ciencias y Comunicación IACC on 2025-07-04 <1%

32 Internet
repositorio.uwiener.edu.pe <1%

33 Trabajos entregados
UTEC Universidad de Ingenieria & Tecnologia on 2024-07-14 <1%

34 Trabajos entregados
Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez on 2026-04-20 <1%

35 Internet
repositorio.unaj.edu.pe <1%

36 Internet
uvadoc.uva.es <1%

37 Trabajos entregados
Ana G. Méndez University on 2025-10-26 <1%

38 Trabajos entregados
ITESM: Instituto Tecnologico y de Estudios Superiores de Monterrey on 2024-10-14 <1%

39 Internet
caelum.ucv.ve <1%

40 Internet
iaexpertos.com <1%

41 Internet
repositorio.monterrico.edu.pe <1%

42 Internet
repositorio.upagu.edu.pe <1%

43 Trabajos entregados
FundaciÃ³n Universitaria CatÃ³lica del Norte on 2026-01-30 <1%

44 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-03-27 <1%

45 Trabajos entregados
Universidad Tecnologica de los Andes on 2025-12-19 <1%

46 Internet
ebuah.uah.es <1%

47 Internet
1library.co <1%

48 Trabajos entregados
UTEC Universidad de Ingeniería & Tecnología (NO TOCAR) on 2024-12-09 <1%

49 Trabajos entregados
Universidad TecMilenio on 2026-02-21 <1%

50 Internet
repositorio.uni.edu.pe <1%

51 Internet
repository.unad.edu.co <1%

52 Internet
virtual.urbe.edu <1%

53 Trabajos entregados
Universidad Tecnologica del Peru on 2016-12-12 <1%

54 Internet
repositorio.upt.edu.pe <1%

55 Internet
intellectum.unisabana.edu.co <1%

56 Internet
repositorio.unp.edu.pe <1%

57 Internet
www.ccoo.es <1%

58 Trabajos entregados
Air University on 2025-07-30 <1%

59 Trabajos entregados
Corporación Universitaria Minuto de Dios,UNIMINUTO on 2024-12-03 <1%

60 Trabajos entregados
ESIC Business & Marketing School on 2023-07-30 <1%

61 Trabajos entregados
Instituto Superior de Artes, Ciencias y Comunicación IACC on 2025-10-06 <1%

62 Trabajos entregados
Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez on 2025-09-22 <1%

63 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-07-27 <1%

64 Trabajos entregados
Universidad TecMilenio on 2025-02-15 <1%

65 Trabajos entregados
Universitat Oberta de Catalunya on 2026-03-07 <1%

66 Internet
cienciayturismo.org <1%

67 Internet
convocatoriadeempleos.com <1%

68 Internet
cusam.edu.gt <1%

69 Internet
repositorio.ucss.edu.pe <1%

70 Internet
repositorio.undac.edu.pe <1%

71 Internet
www.dominiodelasciencias.com <1%

72 Internet
www.undp.org <1%

73 Publicación
Franco Trigo, Lucia. "Participatory Research for the Development of Community P... <1%

74 Trabajos entregados
Universidad Anahuac México Sur on 2025-08-24 <1%

75 Trabajos entregados
Universidad Autonoma de Chile on 2026-01-17 <1%

76 Trabajos entregados
Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann on 2026-04-16 <1%

77 Trabajos entregados
Universidad Privada Antenor Orrego 2025 on 2025-11-21 <1%

78 Trabajos entregados
University of Gujrat on 2025-10-06 <1%

79 Internet
docta.ucm.es <1%

80 Internet
rabida.uhu.es <1%

81 Internet
safetya.co <1%

82 Internet
sisbib.unmsm.edu.pe <1%

83 Trabajos entregados
uaq on 2025-08-28 <1%

84 Trabajos entregados
ueb on 2024-07-31 <1%

85 Trabajos entregados
Corporación Universitaria Minuto de Dios,UNIMINUTO on 2026-02-23 <1%

86 Trabajos entregados
Costa Rica Institute of Technology on 2026-04-30 <1%

87 Trabajos entregados
Instituto Superior de Artes, Ciencias y Comunicación IACC on 2024-07-21 <1%

88 Publicación
Tamaris Turizo, Ivan Dario. "El efecto de la localización sobre el valor de la viviend... <1%

89 Trabajos entregados
Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez on 2025-12-22 <1%

90 Trabajos entregados
Universidad Tecnologica de los Andes on 2025-10-21 <1%

91 Internet
careers.ey.com <1%

92 Internet
cdn.shopify.com <1%

93 Internet
core.ac.uk <1%

94 Internet
repositorio.continental.edu.pe <1%

95 Internet
repositorio.ucsm.edu.pe <1%

96 Internet
repository.uniminuto.edu <1%

97 Internet
sites.google.com <1%

98 Trabajos entregados
ue on 2025-04-07 <1%

99 Internet
www.diarioelsur.cl <1%

100 Internet
www.issa.int <1%

101 Internet
www.researchgate.net <1%

102 Publicación
"Inter-American Yearbook on Human Rights / Anuario Interamericano de Derech... <1%

103 Publicación
Bravo Chávarry, Erick Manuel|Calderón Quezada, José Augusto|Ledesma Carbaja... <1%

104 Trabajos entregados
CORPORACIÓN UNIVERSITARIA IBEROAMERICANA on 2024-10-19 <1%

105 Trabajos entregados
Corporación Universitaria Minuto de Dios,UNIMINUTO on 2024-09-07 <1%

106 Trabajos entregados
Escuela de Posgrado Newman on 2025-05-07 <1%

107 Trabajos entregados
ITESM: Instituto Tecnologico y de Estudios Superiores de Monterrey on 2026-04-27 <1%

108 Trabajos entregados
UTEC Universidad de Ingeniería & Tecnología (NO TOCAR) on 2026-04-11 <1%

109 Trabajos entregados
Universidad Católica de Santa María on 2025-12-04 <1%

110 Trabajos entregados
Universidad Cesar Vallejo on 2018-04-20 <1%

111 Trabajos entregados
Universidad Cesar Vallejo on 2025-05-26 <1%

112 Trabajos entregados
Universidad Internacional Isabel I de Castilla on 2024-01-23 <1%

113 Trabajos entregados
Universidad Internacional de la Rioja on 2025-01-25 <1%

114 Trabajos entregados
Universidad Nacional de Moquegua on 2025-10-18 <1%

115 Trabajos entregados
Universidad Privada San Juan Bautista on 2025-12-02 <1%

116 Trabajos entregados
Universidad Privada del Norte on 2023-12-10 <1%

117 Trabajos entregados
Universidad Rey Juan Carlos on 2023-06-14 <1%

118 Trabajos entregados
Universidad San Ignacio de Loyola on 2025-03-27 <1%

119 Trabajos entregados
Universidad de Manizales on 2025-09-29 <1%

120 Trabajos entregados
Universitat Internacional de Catalunya on 2025-05-15 <1%

121 Trabajos entregados
Universitat Oberta de Catalunya on 2026-03-07 <1%

122 Publicación
Victor Gabriel Castillo-Rudas, Marco Antonio Cotrina-Teatino, Jairo Jhonatan Marq... <1%

123 Internet
apa.es <1%

124 Internet
cienciaytecnologia.uteg.edu.ec <1%

125 Internet
desafios.pwc.pe <1%

126 Internet
dialnet.unirioja.es <1%

127 Internet
dspace.unitru.edu.pe <1%

128 Trabajos entregados
ipn on 2025-05-27 <1%

129 Internet
pdfs.semanticscholar.org <1%

130 Internet
prevencionlaboralrimac.com <1%

131 Internet
qa1.scielo.br <1%

132 Internet
renati.sunedu.gob.pe <1%

133 Internet
repositorio.unfv.edu.pe <1%

134 Internet
repositorio.unjfsc.edu.pe <1%

135 Internet
repositorio.unsaac.edu.pe <1%

136 Internet
sedici.unlp.edu.ar <1%

137 Trabajos entregados
unasam on 2025-06-03 <1%

138 Internet
worldwidescience.org <1%

139 Internet
www.computerworld.es <1%

140 Internet
www.eloccidental.com.mx <1%

141 Internet
www.even3.com.br <1%

142 Internet
www.grafiati.com <1%

143 Internet
www.slideshare.net <1%

144 Internet
www.telesemana.com <1%

145 Internet
www.wma.net <1%

Universidad Nacional de Moquegua

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO
N° 529-2026-CU

Moquegua, 12 de agosto de 2026

VISTOS:

La Resolución de Consejo de Facultad N° 355-2026-CF-FAIN-UNAM, emitida por la Decana de la Facultad de Ingenierías; el Informe N° D0409-2026-UNAM-R-FAIN, emitido por la Decana de la Facultad de Ingenierías, el Informe Técnico N° D0102-2026-SG-GT, emitido por la Especialista Administrativo II de Grados y Títulos; el Informe N° D0378-2026-UNAM-R-SG, emitido por el Secretario General de la UNAM; el Proveído N° 3910-2026-R, emitido por el señor Rector; el Acuerdo del Pleno del Consejo Universitario de Sesión Extraordinaria N° 34-2026-SE-CU-UNAM, de fecha 12 de agosto de 2026; y,

CONSIDERANDO:

Que, conforme al cuarto párrafo del artículo 18 de la Constitución Política del Perú, dispone que cada Universidad es autónoma en su régimen normativo, de gobierno, académico, administrativo y económico. Y el artículo 8° de la Ley N° 30220-Ley Universitaria, establece que la referida autonomía inherente a las Universidades, se ejerce de conformidad con la Constitución y demás normativa aplicable. Concordante con el artículo 1, de la Ley N° 31520, Ley que restablece la autonomía y la institucionalidad de las universidades peruanas, así como la Ley N° 32141, Ley que modifica la Ley N° 30220-Ley Universitaria, a fin de fortalecer la institucionalidad de las Universidades Públicas licenciadas;

Que, el artículo 58 de la Ley N° 30220-Ley Universitaria, establece que el Consejo Universitario es el máximo órgano de gestión, dirección y ejecución académica y administrativa de la Universidad. Concordante con el artículo 18° del Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua, aprobado bajo Resolución de Asamblea Universitaria N° 015-2025-AU-UNAM;

Que, el artículo 59 de la Ley Universitaria-Ley N° 30220, establece las atribuciones del Consejo Universitario, y específicamente el numeral 59.9 establece; Conferir los grados académicos y los títulos profesionales aprobados por las Facultades y Escuela de Posgrado, así como otorgar distinciones honoríficas y reconocer y revalidar los estudios, grados y títulos de universidades extranjeras, cuando la universidad está autorizada por la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria. Concordante con el numeral 14, del artículo 20° del Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua;

Que, mediante Resolución de Asamblea Universitaria N° 006-2026-AU, de fecha 20 de abril de 2026, se aprobó la incorporación de la Disposición Transitoria N° 22 al Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua, referida a la excepción para la emisión de los grados académicos de bachiller y títulos profesionales consignando la denominación de "Facultad de Ingeniería y Arquitectura";

Que, mediante la Resolución de Consejo de Facultad N° 355-2026-CF-FAIN-UNAM, de fecha 20 de julio de 2026, el Consejo de Facultad de Ingenierías aprobó el otorgamiento del Título Profesional de Ingeniero de Minas, por la modalidad de Tesis, a un (01) Bachiller de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua, de acuerdo al siguiente detalle: JHONATAN CÁCERES VENTURA;

Que, mediante Informe N° D0409-2026-UNAM-R-FAIN, de fecha 24 de julio de 2026, la Decana de la Facultad de Ingenierías, remite a Secretaría General la Resolución de Consejo de Facultad N° 355-2026-CF-FAIN-UNAM, de fecha 20 de julio de 2026;

Que, mediante Informe Técnico N° D0102-2026-SG-GT de fecha 03 de agosto de 2026, e Informe N° D0378-2026-UNAM-R-SG de fecha 05 de agosto de 2026, el Secretario General de la UNAM, remite al Rectorado el expediente para el trámite de Título Profesional de Ingeniero de Minas a favor del Bachiller: JHONATAN CÁCERES VENTURA de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, quien se encuentra apto para la expedición del Título Profesional de Ingeniero de Minas, al haber cumplido satisfactoriamente con los requisitos legales y reglamentarios, exigidos en el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, razón por la cual, el señor Secretario General incluye dicho expediente como punto de agenda para ser tratado en Sesión Extraordinaria de Consejo Universitario de fecha 12 de agosto de 2026;

Que, el artículo 44° de la Ley N° 30220, Ley Universitaria señala que las universidades otorgan los grados académicos de Bachiller, Maestro, Doctor y los Títulos Profesionales que correspondan, a nombre de la Nación (...). Asimismo, la Ley N° 31803, modifica el artículo en mención adicionando; La Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU) determina los criterios, así como establece y supervisa el procedimiento administrativo para el reconocimiento de grados y títulos otorgados en el extranjero, en el marco de la normativa vigente;

Que, el numeral 45.2 del artículo 45° de la Ley N° 30220, Ley Universitaria, precisa los requisitos mínimos para la obtención del título profesional, como son: el grado de Bachiller y la aprobación de una tesis o trabajo de suficiencia profesional. Asimismo, establece que el título profesional solo se puede obtener en la universidad en la cual se haya obtenido el grado de bachiller;

Domicilio Legal: Prolongación Av., Ancash S/N - Moquegua
RUC: 20449347448 - Teléfono: (053) 670168
Página Web: www.unam.edu.pe

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO
N° 529-2026-CU

Moquegua, 12 de agosto de 2026

Que, mediante Resolución de Comisión Organizadora N° 1153-2021-UNAM, se aprobó el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, el mismo que fue modificado a través de las Resoluciones de Comisión Organizadora N° 410; 453 y 890-2022, N° 880-2023-UNAM y N° 081, 484-2024-UNAM el cual establece los requisitos y norma los procedimientos para la obtención de los grados académicos y títulos profesionales conferidos por esta Casa Superior de Estudios;

Que, bajo el amparo de los considerandos precedentes, el Pleno del Consejo Universitario en Sesión Extraordinaria N° 34-2026-SE-CU-UNAM, de fecha 12 de agosto de 2026, emitió el siguiente acuerdo: POR UNANIMIDAD: CONFERIR, a nombre de la Nación el Título Profesional de Ingeniero de Minas por la modalidad de Tesis al Bachiller: JHONATAN CÁCERES VENTURA, de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua;

En uso de las facultades y atribuciones conferidas por el artículo 18 de la Constitución Política del Perú, la Ley N° 30220 Ley Universitaria, el Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua, y a lo acordado por el pleno del Consejo Universitario;

SE RESUELVE:

ARTÍCULO 1°: CONFERIR, A NOMBRE DE LA NACIÓN, al Bachiller

- **JHONATAN CÁCERES VENTURA**

El **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO DE MINAS.**

Por la modalidad de TESIS, de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua.

ARTÍCULO 2°: ENCARGAR, al Secretario General de la UNAM, para que realice las acciones pertinentes relacionadas con la inscripción correspondiente en el Registro de Grados y Títulos de la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria - SUNEDU.

ARTÍCULO 3°: DISPONER, el cumplimiento de la presente Resolución a todas las dependencias de la Universidad Nacional de Moquegua.

ARTÍCULO 4°: DISPONER la publicación de la presente resolución en el Portal Institucional de la Universidad Nacional de Moquegua www.unam.edu.pe

REGÍSTRESE, PUBLÍQUESE Y CÚMPLASE;

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA SECRETARIA GENERAL

MTRO. JOSE LUIS PACHECO CACERES
SECRETARIO GENERAL

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA CONSEJO UNIVERSITARIO

DR. HUGO RUBEN MARCA MAQUERA
RECTOR
PRESIDENTE DEL CONSEJO UNIVERSITARIO

DISTRIBUCIÓN:
VRA,
VRI,
FAIN,
EPIM,
GyT
DASA,
OTI
Interesado,
C.c. Arch.

Domicilio Legal: Prolongación Av., Ancash S/N - Moquegua
RUC: 20449347448 - Teléfono: (053) 670168
Página Web: www.unam.edu.pe