UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

TESIS

"EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA OPERATIVA Y PRODUCTIVIDAD EN RUTAS CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES Y ALGORITMO DE VORONOI EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA CANDELARIA 2008 MOQUEGUA"

PRESENTADO POR:

Bach. Alexander Llanos Rivera

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO DE MINAS

MOQUEGUA - PERÚ

2025

UNAM
UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

INGENIERÍA DE MINAS

Folio N° 049

ACTA DE SUSTENTACIÓN

I. Modalidad:

Tesis : [X]

Trabajo de Suficiencia Profesional : [ ]

Otro: ..... : [ ]

II. Documento de aprobación para la sustentación:

RESOLUCION DE FACULTAD N° 0141-2025-D-FACIA-UNAM

Fecha: 22/05/25

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

EVALUACIÓN DE LA EFICACIA OPERATIVA Y PRODUCTIVIDAD EN RUTAS CON LA APLICACION DE REDES NEURONALES Y ALGORITMO DE VORONOI EN LA UNIDAD MINERO NO METALICA CONDESARIA 2008 MOQUEGUA

Bachiller: ALEXANDER LLANOS RIVERA

Asesor Principal: DR. CHRIST JESUS BARRIGA PORTA

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 12:15 horas, del 28 de MAYO del año 2025 se procede con la firma en conformidad de lo dictaminado por el Jurado.

Presidente
DR. JORGE LUIS FLORES SOTOS
(Nombres y Apellidos)

Primer Miembro
DR. ALEJANDRO VARGAS LLAVE
(Nombres y Apellidos)

Segundo Miembro
MSC. ASOPITO FLORES JUSTO
(Nombres y Apellidos)

Bachiller
ALEXANDER LLANOS RIVERA
(Nombres y Apellidos)

DEDICATORIA

Esta tesis está dedicada a mis padres, quienes siempre me han otorgado su amor sin reservas y su respaldo constante. Les agradezco por brindarme el estímulo que requería en cada etapa de esta travesía, por inculcarme la importancia del esfuerzo y por acompañarme en cada instante. Este logro no habría sido factible sin su incesante compromiso.

A mis hermanas, que fueron mi fuente de felicidad y vigor. Agradezco su afecto, sus palabras de motivación y su presencia continua, que me ha brindado la seguridad requerida para continuar avanzando, incluso en las situaciones más adversas.

A la Universidad Nacional de Moquegua, le agradezco por el lugar y los recursos que me proporcionaron para adquirir conocimientos y evolucionar, tanto en el ámbito académico como en el personal. Este sitio ha sido el entorno en el que he logrado desarrollar mis ideas y afrontar retos que me han motivado a superarme.

AGRADECIMIENTO

Deseo manifestar mi más profundo agradecimiento a las personas e instituciones que han contribuido en este proceso.

En primer lugar, quiero agradecer a mi asesor de tesis, el Dr. Christ Barriga Paria. Por su orientación invaluable, su paciencia y su sabiduría que me han guiado en la elaboración de esta tesis.

Extiendo mi gratitud a la Universidad Nacional de Moquegua, que me ha proporcionado conocimientos académicos necesarios para llevar a cabo este proyecto, así como un entorno que promueve tanto mi crecimiento personal como profesional. Agradezco profundamente todo lo que he aprendido durante mi formación académica, en especial a los docentes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, quienes han compartido sus experiencias y sabiduría conmigo. Me han impulsado a cuestionar, a aprender y a pensar críticamente, dejando cada uno de ellos una huella significativa en mi trayectoria académica y personal.

A mis padres por su apoyo incondicional durante toda mi trayectoria académica; y a mis hermanas, por su apoyo constante en motivarme y apoyarme en momentos de melancolía.

Finalmente, a mis amigos, gracias por su compañía, por hacerme reír en los momentos más difíciles y por estar siempre a mi lado, dispuesto a ofrecerme su apoyo y ánimo. Su amistad ha sido un compañerismo invaluable a lo largo de este proceso.

RESUMEN

El presente estudio aborda el problema de la ineficiencia operativa y baja productividad en las rutas de transporte y utilización de maquinaria en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, ubicada en Moquegua. Se planteó como hipótesis principal que la aplicación de redes neuronales artificiales (RNA) y el algoritmo de Voronoi mejoraría significativamente la eficiencia operativa y la productividad minera. El estudio tuvo un enfoque aplicativo y cuantitativo, desarrollado durante tres meses en un área operativa de 77,745 m². Para llevar a cabo este método se recopilaron datos operativos de cinco rutas principales, considerando variables como distancias, tiempos de transporte, condiciones del terreno y uso de maquinaria. Las RNA se implementaron para predecir tiempos de transporte con alta precisión (MSE de 0.038), mientras que el algoritmo de Voronoi se utilizó para optimizar la segmentación del área operativa y mejorar la planificación de rutas. La validación de los resultados se realizó mediante la comparación de datos reales y simulados, asegurando la confiabilidad de las predicciones. Los resultados mostraron una reducción del 12% en las distancias recorridas (de 3.5 km a 3.08 km), un 22% en los tiempos de inactividad (de 4.2 a 3.3 horas por turno) y un incremento del 12% en el volumen de material extraído. Además, las RNA identificaron y eliminaron el 85% de los tiempos de inactividad innecesarios, elevando la utilización efectiva de los equipos del 58.3% al 70.2%.

Palabras clave: Redes neuronales, algoritmo de Voronoi, optimización de rutas, eficiencia operativa, productividad, minería no metálica.

ABSTRACT

The present study addresses the problem of operational inefficiency and low productivity in transportation routes and machinery utilization at the Non-Metallic Mining Unit Candelaria 2008, located in Moquegua. The main hypothesis posited that the application of artificial neural networks (ANN) and the Voronoi algorithm would significantly improve operational efficiency and mining productivity. The study adopted an applied and quantitative approach, conducted over three months in an operational area of 77,745 m². To carry out this method, operational data from five main routes were collected, considering variables such as distances, transport times, terrain conditions, and machinery usage. The ANN were implemented to predict transport times with high precision (MSE of 0.038), while the Voronoi algorithm was used to optimize the segmentation of the operational area and improve route planning. The validation of the results was performed by comparing real and simulated data, ensuring the reliability of the predictions. The results showed a 12% reduction in distances traveled (from 3.5 km to 3.08 km), a 22% decrease in idle times (from 4.2 to 3.3 hours per shift), and a 12% increase in the volume of material extracted. Additionally, the ANN identified and eliminated 85% of unnecessary idle times, increasing the effective utilization of equipment from 58.3% to 70.2%.

Keywords: Artificial neural networks, Voronoi algorithm, route optimization, operational efficiency, productivity, non-metallic mining.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN 1

CAPÍTULO I 2

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 2

1.1. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA 2

1.1.1. Interrogante General 3

1.1.2. Interrogantes Específicas 4

1.2. OBJETIVOS 4

1.2.1. Objetivo General 4

1.2.2. Objetivos Específicos 4

1.3. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA 4

1.4. HIPÓTESIS 6

1.5. VARIABLES 7

1.5.1. Variable 1 (Independiente) 7

1.5.2. Variable 2 (Dependiente) 7

CAPÍTULO II 9

MARCO TEÓRICO 9

2.1. ANTECEDENTES 9

2.2. BASES TEÓRICAS 20

2.2.1. Ubicación del proyecto 20

2.2.2. Accesibilidad 21

2.2.3. Geología 22

2.2.4. Redes neuronales artificiales (RNA) 23

2.2.5. Algoritmo de Voronoi 26

2.2.6. Modelo de optimización en minería 27

2.2.7. Teoría de la Optimización Combinatoria 28

2.3. DEFINICIÓN DE TÉRMINOS 31

CAPÍTULO III 34

METODOLOGÍA 34

3.1. TIPO Y NIVEL DE INVESTIGACIÓN 34

3.1.1. Tipo de investigación 34

3.1.2. Nivel de investigación 34

3.2. ÁMBITO TEMPORAL Y ESPACIAL 35

3.2.1. Ámbito temporal 35

3.2.2. Ámbito espacial 35

3.3. POBLACIÓN Y MUESTRA 35

3.3.1. Población 35

3.3.2. Muestra 36

3.4. INSTRUMENTOS 37

3.5. VALIDACIÓN Y CONFIABILIDAD DE LOS INSTRUMENTOS 39

3.6. PROCEDIMIENTOS 40

3.7. ANÁLISIS DE DATOS 42

CAPÍTULO IV 46

RESULTADOS Y DISCUSIÓN 46

4.1. Resultados del Objetivo General 46

4.2. Resultados del Objetivo Específico 1: Optimización de Rutas de Transporte 64

4.3. Resultados del Objetivo Específico 2: Análisis de la Eficiencia en la Utilización de Maquinaria 72

4.3.1. Indicador 1: Porcentaje de Tiempo en Uso Efectivo de la Maquinaria 72

4.3.3. Indicador 3: Comparativa de Zonas con Superposición Antes y Después ..74

CAPÍTULO V.....81

CONCLUSIONES.....81

RECOMENDACIONES 82

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 83

ANEXOS……...……..…...…88

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Ubicación de la unidad minera……...……..……...……..20
Figura 2 Red neuronal artificial……..……...…….…...……..25
Figura 3 Diagrama de Voronoi……..…….……..…….…….……..27
Figura 4 Gráfico de tiempos de transporte….……..……...……...……..51
Figura 5 Comparación entre valores reales y predicciones……...…….……...……..59
Figura 6 Diagrama de Voronoi de la Unidad Minera Candelaria 2008….……...……..63
Figura 7 Consumo de combustible antes y después de la implementación……..…….70
Figura 8 Volumen de material transportado por hora antes y después…….…..…….75

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Operacionalización de variables ……...8
Tabla 2 Coordenadas UTM de la ubicación de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008……..……...21
Tabla 3 Accesibilidad a la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008…..…….22
Tabla 4 Registro de rutas……..…….....49
Tabla 5 Tiempos de transporte…….…….……...50
Tabla 6 Uso de maquinaria en las rutas de la cantera…….…….……..52
Tabla 7 Rutas de transporte con distancias normalizados…...…….....54
Tabla 8 Rutas de transporte con velocidades normalizados…….…….……...55
Tabla 9 Rutas de transporte con terrenos normalizados…….……56
Tabla 10 Comparación entre valores reales y predichos…..…….....59
Tabla 11 Diferencias entre valores reales y predicciones....…….…….....60
Tabla 12 Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosas ……..…..65
Tabla 13 Comparativa de los valores reales vs. Predicciones…….…….66
Tabla 14 Registro del tiempo por fase del entrenamiento……....…….68
Tabla 15 Comparativa de Distancias Antes y Después de la implementación…….....68
Tabla 16 Comparativa de tiempos de inactividad antes y después de la implementación.69
Tabla 17 Porcentaje de tiempo en uso efectivo de la maquinaria…...……...…72
Tabla 18 Número de actualizaciones del algoritmo de Voronoi…...……...…73
Tabla 19 Comparativa de zonas con superposición antes y después de la implementación……...74

INTRODUCCIÓN

La tesis titulada “Evaluación de la Eficiencia Operativa y Productividad en Rutas con la Aplicación de Redes Neuronales y Algoritmo de Voronoi en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 Moquegua” tiene como objetivo mejorar la eficiencia operativa y la productividad en los procesos de transporte y uso de maquinaria en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, mediante la implementación de herramientas avanzadas de inteligencia artificial y geometría computacional. Este estudio busca optimizar las rutas de transporte y la gestión de recursos, reduciendo tiempos de inactividad y costos operativos, a partir del análisis de datos operativos y la simulación de escenarios en una cantera dedicada a la extracción de agregados para la construcción. La importancia radica en la integración de tecnologías innovadoras que permitan maximizar el rendimiento con base en las condiciones reales de la mina y sus recursos disponibles.

En el Capítulo I se desarrolla el planteamiento del problema, justificación, objetivos, hipótesis de la investigación y variables. En el Capítulo II se presentan los antecedentes de la investigación, el marco teórico, los recursos con los que cuenta el proyecto, las características operativas de Candelaria 2008 y las definiciones de los términos utilizados en la presente tesis. En el Capítulo III se detalla la metodología aplicada para el trabajo de investigación, la población, la muestra y el análisis de datos. En el Capítulo IV se exponen los resultados de la investigación, la comprobación de las hipótesis y la discusión de los resultados en comparación con otros trabajos de investigación. Para finalizar, se incluyen las recomendaciones, las referencias tomadas y los anexos del presente documento.

CAPÍTULO I
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, ubicada en el distrito de Samegua, Moquegua, y dedicada a la extracción y procesamiento de agregados para la construcción, enfrenta desafíos significativos en sus procesos operativos que afectan su competitividad en un mercado con creciente demanda. Actualmente, la mina opera en un horario de 6:00 a.m. a 6:00 p.m., manejando un área de 77,745 m², pero sus métodos tradicionales de recolección, transporte y procesamiento de materiales presentan limitaciones críticas que generan ineficiencias y elevan los costos operativos:
Ineficiencia Operativa:
El transporte de materiales desde las zonas de extracción hasta la planta de beneficio o los puntos de almacenamiento no está optimizado. Por ejemplo, datos preliminares de la operación muestran que el tiempo de inactividad de la maquinaria, incluyendo cargadores frontales y volquetes, representa aproximadamente el 35% del turno diario de 12 horas, equivalente a unas 4.2 horas perdidas por día. Esta inactividad se debe principalmente a rutas de transporte mal diseñadas y a la falta de coordinación entre las etapas de carga, traslado y descarga. Además, el proceso de clasificación en la planta de beneficio depende en gran medida de ajustes manuales, lo que reduce la eficiencia y aumenta el consumo de recursos como energía y tiempo, con un promedio de retraso estimado de 15 minutos por ciclo operativo.
Altos Costos Operativos:
La ausencia de una evaluación sistemática de las rutas y procesos de transporte incrementa significativamente los costos. Por ejemplo, el consumo de combustible en las rutas más largas, como la que conecta la Zona de Extracción D con la planta chancadora (4 km), representa un gasto adicional del 25% en comparación con rutas optimizadas en otras canteras de la región. Asimismo, el mantenimiento frecuente de la maquinaria, necesario debido a recorridos innecesarios y terrenos escarpados, eleva los costos operativos en un 20% anual, según registros históricos de la mina.

Limitada Capacidad de Monitoreo y Ajuste en Tiempo Real:

Candelaria 2008 carece de sistemas tecnológicos avanzados que permitan monitorear y ajustar los procesos en tiempo real. Actualmente, la supervisión depende de reportes manuales que se elaboran al final del turno, lo que impide reaccionar de manera inmediata a condiciones cambiantes, como variaciones en la demanda o fallos inesperados en los equipos. Esto resulta en una pérdida de productividad estimada en un 15% semanal, ya que no se pueden redistribuir recursos ni ajustar rutas de forma dinámica.

Propuesta de Solución

Para abordar estas limitaciones, se propone la implementación conjunta de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi como una solución innovadora y complementaria en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. Las redes neuronales, al analizar datos históricos y en tiempo real (como tiempos de transporte, uso de maquinaria y condiciones del terreno), identificarán patrones y predecirán cuellos de botella, permitiendo ajustar dinámicamente las operaciones para reducir el tiempo de inactividad en al menos un 20%. Por ejemplo, podrán anticipar retrasos en rutas específicas y optimizar la programación de los volquetes. Por su parte, el algoritmo de Voronoi segmentará el área de la mina en regiones basadas en la proximidad a las zonas de extracción y puntos de descarga, definiendo rutas óptimas que minimicen las distancias recorridas y eviten superposiciones, reduciendo así el consumo de combustible y el desgaste de los equipos en un 15% estimado. La complementariedad de ambas herramientas radica en que las redes neuronales aportan capacidad predictiva y adaptativa, mientras que el algoritmo de Voronoi proporciona una optimización espacial precisa, juntos logrando una gestión integral que mejora la eficiencia operativa y la productividad en las rutas de transporte y el uso de recursos.

1.1.1. Interrogante General

¿Cómo puede la aplicación de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi evaluar la eficiencia operativa y la productividad en rutas en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008?

1.1.2. Interrogantes Específicas

¿De qué manera las redes neuronales y el algoritmo Voronoi puede evaluar las rutas de transporte y reducir los tiempos de inactividad en los procesos de extracción?

¿Cómo puede la simulación del sistema evaluado mediante redes neuronales mejorar el uso de maquinaria durante la extracción de material?

1.2. OBJETIVOS

A continuación, se presentan los objetivos generales y específicos que orientaron este trabajo, con el fin de establecer un marco metodológico que permitió mejorar la eficiencia y productividad en las rutas y en el uso de maquinaria.

1.2.1. Objetivo General

Implementar redes neuronales y algoritmos de Voronoi para evaluar la eficiencia operativa y la productividad en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 durante el año 2024, con el propósito de optimizar los procesos de transporte y utilización de maquinaria.

1.2.2. Objetivos Específicos

Evaluar la aplicación del algoritmo de Voronoi y redes neuronales para optimizar las rutas de transporte del material desde los sitios de extracción, con el fin de minimizar los tiempos de inactividad y reducir los costos operativos.

Simular el uso de un sistema de redes neuronales para analizar la eficiencia en la utilización de maquinaria durante la extracción, identificando y evitando tiempos de inactividad innecesarios que impactaran negativamente en la productividad.

1.3. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA

La justificación de esta investigación se sustenta en tres enfoques principales: teórico, práctico y metodológico. Cada uno de ellos resalta la relevancia del estudio desde diferentes perspectivas, estableciendo su contribución al conocimiento técnico, a la solución de problemas específicos en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 y a la implementación de metodologías innovadoras aplicables al sector minero.

1.3.1. Teórica

La combinación de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi se basa en su demostrada eficacia para abordar problemas complejos con múltiples variables. Las redes neuronales, inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano, sobresalen por su capacidad para detectar patrones ocultos y predecir comportamientos a partir de grandes conjuntos de datos, lo que las hace perfectas para modelar la dinámica de los procesos mineros. Por su parte, el algoritmo de Voronoi una herramienta de geometría computacional proporciona soluciones precisas para desafíos espaciales, como la división de áreas o el diseño de rutas óptimas.

Este trabajo no solo valida la utilidad de ambas tecnologías en entornos mineros reales, sino que también muestra cómo su integración puede optimizar operaciones concretas, desde la planificación de extracción hasta la logística. Así, se refuerza el camino hacia una minería más automatizada y basada en datos, aportando evidencia práctica que enriquece el marco teórico de la inteligencia artificial aplicada a la industria.

1.3.2. Práctica

La Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 enfrenta retos operativos comunes en el sector, como tiempos de inactividad prolongados (aproximadamente 35% del turno diario) y costos elevados por rutas de transporte ineficientes. Este proyecto propone soluciones concretas mediante la optimización de rutas con el algoritmo de Voronoi, lo que podría reducir el consumo de combustible en un 15%, y la predicción de fallos con redes neuronales, disminuyendo tiempos muertos en un 20%. Un ejemplo práctico de éxito similar se encuentra en el estudio de Zhao y Bi (2020), quienes aplicaron un algoritmo híbrido en una mina a cielo abierto, logrando una reducción del 10-20% en costos de transporte al optimizar rutas con base en la topografía. En Candelaria 2008, estas mejoras no solo incrementarán la productividad, sino que también extenderán la vida útil de la maquinaria y posicionarán a la mina como un referente en innovación operativa dentro de la región.

1.3.3. Metodológica

Desde el punto de vista metodológico, esta investigación combina técnicas avanzadas de inteligencia artificial, como redes neuronales, con herramientas de evaluación geométrica, como los algoritmos de Voronoi, para abordar problemas prácticos en la

minería. El proceso se desarrolla a través de varias etapas integradas que aseguran la validez y aplicabilidad de los resultados en entornos reales.

Recopilación de Datos Reales:

Se realizará una recopilación detallada de datos operativos de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, que incluirá información sobre:

- Rutas actuales de transporte y sus características.
- Tiempos y frecuencias de traslado del material.
- Rendimiento histórico y actual de la maquinaria utilizada.
- Factores externos que pueden afectar la operación, como clima y condiciones del terreno.

Diseño y entrenamiento de modelos:

- Redes Neuronales: Se utilizarán para procesar los datos recopilados y generar modelos predictivos que optimicen el uso de maquinaria y anticipen fallos, permitiendo una gestión proactiva de los equipos.
- Algoritmos de Voronoi: Estos serán empleados para segmentar y analizar el espacio operativo, diseñando rutas de transporte más cortas

1.4. HIPÓTESIS

1.4.1. Hipótesis General

La implementación de redes neuronales y algoritmos de Voronoi mejorará la eficiencia operativa y la productividad de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.

1.4.2. Hipótesis Específicas

El uso de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi reducirá tiempos de inactividad y los costos de transporte en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.

La simulación de sistemas a evaluar mediante redes neuronales permitirá un mejor uso de la maquinaria, evitando tiempos de inactividad y mejorando la productividad general de la unidad minera.

1.5. VARIABLES

1.5.1. Variable 1 (Independiente)

Implementación de redes neuronales y algoritmo de Voronoi para la evaluación de la eficiencia operativa y la productividad en rutas en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.

Indicadores de la variable independiente

- Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosa.
- Porcentaje de precisión en la predicción de evaluación en rutas.
- Tiempo promedio que toma cada modelo neuronal.
- Comparativa de la distancia media recorrida en rutas evaluadas frente a rutas no evaluadas.
- Porcentaje de disminución en tiempos de inactividad.
- Comparación de costos de transporte.

1.5.2. Variable 2 (Dependiente)

- Eficiencia operativa.
- Productividad en rutas.

Indicadores de las variables dependientes

- Porcentaje de tiempo en uso efectivo de la maquinaria.
- Número de Veces que el Algoritmo de Voronoi Actualiza y Reajusta las Zonas
- Comparativa de Zonas con Superposición Antes y Después
- Incremento en el Volumen de Material Transportado

Tabla 1
Operacionalización de variables

Variable	Definición Conceptual	Dimensiones	Indicadores	Herramientas o Softwares
Variable Independiente: Implementación de redes neuronales y algoritmo de Voronoi	Uso de redes neuronales y algoritmos matemáticos para evaluar rutas y zonas de extracción, mejorando la eficiencia operativa y la productividad en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.	- Redes neuronales. - Proporción de zonas de extracción que cumplen con criterios de evaluación. - Medición en metros de la distancia media recorrida en rutas evaluadas frente a rutas no evaluadas.	- Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosa. - Porcentaje de precisión en la predicción de evaluación en rutas. - Tiempo promedio que toma cada modelo neuronal. - Comparativa de la distancia media recorrida en rutas evaluadas frente a rutas no evaluadas. -Porcentaje de disminución en tiempos de inactividad. - Comparación de costos de transporte.	Python, TensorFlow, Keras, cronómetro integrado, MATLAB, QGIS, gráficos MATLAB, Excel, cronómetro y software financiero.
Variable Dependiente: Eficiencia operativa y Productividad en rutas	Capacidad para realizar actividades mineras con el menor tiempo y costo posible, maximizando el uso de maquinaria y recursos. Cantidad de material extraído y transportado en un periodo de tiempo, evaluando rutas y zonas de extracción.	- Operación de maquinaria - Extracción y transporte	- Porcentaje de tiempo en uso efectivo de la maquinaria - Número de Veces que el Algoritmo de Voronoi Actualiza y Reajusta las Zonas - Comparativa de Zonas con Superposición Antes y Después - Incremento en el Volumen de Material Transportado	Excel, cronómetro, Python, MATLAB, Software financiero, Excel, registros operativos y Software de monitoreo de producción.

Nota: Elaboración propia

CAPÍTULO II
MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES

Internacionales

Franco et al. (2019), realizaron un estudio titulado: “Estado del Arte sobre Metaheurísticas y Redes Neuronales Artificiales Aplicadas a la Minería a Cielo Abierto” que tuvo como objetivo realizar una revisión bibliográfica sobre las principales técnicas metaheurísticas utilizadas en la optimización de procesos mineros y las redes neuronales artificiales (ANN) aplicadas a la predicción de dichos procesos, enfocados en operaciones mineras como voladura, transporte y procesamiento de minerales. Se analizan tres variables clave en la planificación minera: incertidumbre geológica, ley de corte y programación de extracción. La investigación resalta la implementación de estas técnicas en minas de todo el mundo, destacando su efectividad en la mejora de la productividad y la reducción de costos. Los resultados muestran que las técnicas metaheurísticas y las ANN son fundamentales para optimizar las operaciones mineras, mejorando la precisión en la predicción de los procesos y la gestión de variables críticas. La conclusión de este estudio sugiere que estas técnicas pueden mejorar significativamente la planificación minera, lo que puede ser aplicable a la optimización de rutas y procesos en la extracción y transporte de materiales en una cantera.

Zhao, Z., & Bi, L. (2020) propusieron un método de planificación de rutas óptimas para camiones en minas a cielo abierto, descrito en el artículo "A New Challenge: Path Planning for Autonomous Truck of Open-Pit Mines in The Last Transport Section". Este método utiliza mapas digitales de alta precisión para generar mapas de costos basados en la topografía y un algoritmo híbrido A* modificado para planificar rutas óptimas. Los resultados mostraron una reducción del 10% al 20% en los costos de transporte al considerar factores como la rugosidad del terreno y el costo de contacto neumático-terreno.

Massaro et al. (2021) presentaron una plataforma web para monitorear la calidad de los procesos de producción en canteras y los riesgos asociados, utilizando algoritmos de inteligencia artificial como Redes Neuronales Multicapa (MLP), Redes Neuronales Artificiales (ANN) y Memoria a Largo Corto Plazo (LSTM). El sistema predice fallos en trituradoras y cintas transportadoras, lo cual podría aplicarse en la optimización de la maquinaria en canteras para reducir tiempos de inactividad
y mejorar la eficiencia operativa.

Tao et al. (2021) desarrollaron un método para detectar y optimizar redes de tráfico basado en el diagrama de Voronoi, presentado en el artículo “Detection and Optimization of Traffic Networks Based on Voronoi Diagram”. Su objetivo fue mejorar la precisión en la detección de picos de tráfico para optimizar redes de transporte y mejorar su desempeño. Utilizaron un diseño algorítmico que trabaja directamente con datos ruidosos, evitando la degradación de información clave. Los resultados mostraron que el método propuesto superó a los enfoques tradicionales en sensibilidad, predictividad positiva y precisión.

Fattouh et al. (2021) presentaron un modelo de optimización en tiempo real para la planificación de la producción en canteras, que utiliza un módulo de monitoreo de productividad, un modelo de simulación y un algoritmo de optimización. Este modelo permite ajustar dinámicamente los parámetros operativos de la cantera, lo que mejora la productividad y reduce los desechos, contribuyendo a la sostenibilidad ambiental.

Sui et al. (2022) desarrollaron el estudio titulado "An improved approach for assessing marine traffic complexity based on Voronoi diagram and complex network" con el objetivo de evaluar la complejidad del tráfico marítimo mediante la combinación de diagramas de Voronoi y redes complejas. Utilizaron un diseño experimental basado en simulaciones y datos reales del Sistema de Identificación Automática (AIS) del río Yangtze, analizando situaciones con dos, tres y cuatro barcos. Los resultados demostraron que el enfoque propuesto mejoró la conciencia situacional y la toma de decisiones, logrando una mayor precisión en la evaluación de la complejidad del tráfico marítimo, con un impacto significativo en la seguridad operativa. Concluyeron que este método tiene un alto potencial para ser aplicado en el monitoreo y control de operaciones logísticas complejas.

Kannan et al. (2022) en su estudio titulado "Machine learning approach for predicting production delays: a quarry company case study" tienen como objetivo principal utilizar el análisis de datos y técnicas de aprendizaje automático para predecir los retrasos en la producción en una cantera. El estudio emplea el enfoque Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) para desarrollar cinco modelos predictivos utilizando algoritmos como Árbol de Decisión, Red Neuronal Multicapa, Bosque Aleatorio, Naive Bayes y Regresión Logística. Los resultados indican que los modelos de Red Neuronal Multicapa y Regresión Logística fueron los más precisos, con una puntuación F de 0.973, lo que permitió predecir con alta precisión los retrasos en la producción. Este estudio demuestra cómo la implementación de modelos de aprendizaje automático puede mejorar la toma de decisiones y reducir los retrasos en las líneas de producción, lo cual resulta fundamental para optimizar la eficiencia operativa y la productividad en la industria minera.

Mariz & Soofastaei (2022). "Advanced Analytics in Mining Engineering. Leverage Advanced Analytics in Mining Industry to Make Better Business Decisions".Este texto aborda el papel fundamental de la planificación en los proyectos de minería a cielo abierto, destacando su importancia en el éxito y los resultados de los proyectos una vez que se desarrollan y operan. En particular, cuando se exploran minas a mayor profundidad, y el grado del mineral tiende a disminuir, la calidad de la planificación de la mina se vuelve crucial. Los autores resaltan que la toma de decisiones en la planificación minera debe basarse en datos precisos y experiencia, utilizando herramientas avanzadas como el aprendizaje automático, la inteligencia artificial y técnicas de optimización matemática, que incluyen algoritmos rigurosos, heurísticas y metaheurísticas. Además, se aborda la planificación estocástica de minas y se discuten las técnicas de optimización utilizadas con éxito para resolver problemas complejos como el límite del pozo final y la programación de la producción. Estas metodologías avanzadas se presentan como herramientas válidas.

Taiwo et al. (2023) desarrollaron un modelo basado en inteligencia artificial para evaluar la rentabilidad de la producción de granito en canteras, utilizando una red neuronal artificial (ANN) y el software WipFrag para analizar la fragmentación del material. El estudio se centró en una cantera de granito en Akure, Ondo State, Nigeria,

donde se recopiló información sobre las operaciones de comercialización, los costos de producción y los datos de la mina. A través del análisis de la distribución del tamaño de las partículas y la eficiencia de las voladuras, los autores identificaron el diseño óptimo de voladuras que resultó en tamaños de fragmentación más eficientes, lo que contribuyó a una mayor rentabilidad de la operación minera. Además, el modelo ANN desarrollado por los autores demostró ser eficaz para predecir la rentabilidad de la cantera, evaluando la precisión mediante el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE) y el error cuadrático medio (MSE). Este enfoque permitió a los investigadores establecer una correlación positiva entre el tamaño medio de la fragmentación y la eficiencia de las voladuras, lo que proporcionó una base para mejorar los procesos de extracción y optimizar la rentabilidad operativa de la cantera.

El artículo de Mochurad et al. (2023) titulado: "An Obstacle-Finding Approach for Autonomous Mobile Robots Using 2D LiDAR Data" presenta un enfoque para la detección de obstáculos en robots móviles autónomos mediante el uso de datos del sensor LiDAR 2D. El objetivo principal de la investigación fue desarrollar un algoritmo que permita detectar obstáculos con alta precisión y velocidad, utilizando los datos proporcionados por el sensor LiDAR y la información sobre los movimientos del robot. El estudio propone un método de paralelización para acelerar el procesamiento de grandes volúmenes de datos, lo que mejora la eficiencia del algoritmo. Los resultados obtenidos mostraron una alta precisión en la detección de obstáculos, con un 86% y 91% de exactitud en dos métricas diferentes. El algoritmo fue probado tanto en datos simulados como reales, y se identificaron cuatro hiperparámetros clave para optimizar la correspondencia entre los objetos reales y los detectados. Además, el artículo discute aplicaciones potenciales, limitaciones y oportunidades para futuras investigaciones.

Fang & Peng (2023) desarrollaron un modelo para la programación de camiones autónomos en minas a cielo abierto, presentado en el artículo "Micro-Factors-Aware Scheduling of Multiple Autonomous Trucks in Open-Pit Mining via Enhanced Metaheuristics". Este modelo integra diagramas de Voronoi y algoritmos de optimización avanzados, como el Improved-Evolution Artificial Bee Colony (IE-ABC), para mejorar la eficiencia del transporte considerando factores microtemporales y espaciales. Los resultados experimentales demostraron una mejora significativa en el

consumo de energía y la reducción de tiempos, optimizando la toma de decisiones en la planificación de rutas.

Braining et al. (2023) presentaron una solución para la generación automática de mapas semánticos de alta definición en minas a cielo abierto, descrita en el artículo "Extraction of Semantically Rich High-Definition Maps from Spatial Representations of an Open Pit Mine". Utilizando un algoritmo de múltiples pasos, el enfoque permite crear mapas ajustados a los cambios a largo plazo del entorno, basándose en datos espaciales como nubes de puntos. Los resultados demostraron que estos mapas son más eficientes y seguros para la navegación de vehículos automatizados en comparación con los datos geométricos puros.

El trabajo de García y Nieves (2024) titulado: "Desarrollo de un robot autónomo con sistema de mapeo y detección de obstáculos mediante sensor LiDAR" se enfoca en el desarrollo de un robot autónomo móvil con un sistema de mapeo y detección de obstáculos utilizando un sensor LiDAR. El objetivo principal de la investigación fue implementar un robot capaz de generar mapas y navegar de forma autónoma en entornos controlados. Para ello, se utilizó un Raspberry Pi 4 como controlador del robot, y las máquinas se comunicaron a través de una red inalámbrica creada por ROS. En el proceso, se implementó el algoritmo SLAM para la creación de mapas y métodos de navegación con odometría, lo que permitió al robot generar trayectorias y explorar el espacio mediante el algoritmo RRT. Este robot logró navegar desde un punto A hacia un punto B de forma autónoma, evitando obstáculos en su camino. La investigación resalta el potencial de los robots autónomos en diversas aplicaciones, incluyendo la minería, donde pueden ser utilizados para tareas de mapeo y navegación en terrenos complejos.

Xu et al. (2024). "Método de optimización del límite máximo del tajo con consideración integrada del costo ecológico, la seguridad de la pendiente y los beneficios: un estudio de caso de la mina de carbón a cielo abierto de Heishan". Este estudio propone un modelo de optimización del límite de la mina (Ultimate Pit Limit, UPL) en minería a cielo abierto, con una integración de beneficios económicos, impacto ecológico y seguridad de taludes. La investigación se centró en un caso de estudio de una mina de carbón en China, donde se utilizó un modelo cuantitativo para

evaluar los costos ecológicos derivados de la minería en tierras áridas o semiáridas y un modelo de cálculo para la estabilización de taludes basado en el Método Montecarlo. Los resultados mostraron que, al aumentar el ángulo del talud, se incrementaron los beneficios económicos, pero también aumentaron exponencialmente los costos de refuerzo y la probabilidad de inestabilidad del talud. En estas zonas ecológicas débiles, los costos ecológicos representaron más del 20% de las ganancias económicas. Este modelo de optimización contribuye a obtener un UPL óptimo, mejorando tanto la tasa de recuperación del mineral como la sostenibilidad de la operación minera.

Nacionales

Vargas (2022), en su investigación titulada: *"*Optimización de la fragmentación de rocas mediante la aplicación de redes neuronales artificiales en la Unidad Minera Constancia – Cusco", el autor se enfocó en optimizar la fragmentación de rocas en la operación a cielo abierto de la Unidad Minera Constancia, propiedad de Hudbay, mediante el uso de redes neuronales artificiales. El objetivo fue comprender la relación entre los parámetros de perforación, voladura y los datos recolectados por los sistemas FMS, relaciones que no son fácilmente visibles con herramientas convencionales de análisis. Para ello, se emplearon algoritmos de inteligencia artificial programados en Python, lo que permitió desarrollar un modelo predictivo con moderada confianza. Este modelo identificó los parámetros determinantes para la predicción de la fragmentación de las rocas y ayudó a estabilizar el throughput, reduciendo su variabilidad. Como resultado, se incrementó el tratamiento de mineral y la producción de finos comercializables, logrando una optimización integral en la operación minera.

Chiarot (2022), en su tesis titulada: "Modelo de redes neuronales para maximizar la cobertura de camiones en chancadoras para Soc. Minera Cerro Verde S.A.A."; desarrolló un modelo de redes neuronales de aprendizaje profundo por refuerzo tipo Q-learning para maximizar la cobertura de camiones en chancadoras de la Sociedad Minera Cerro Verde S.A.A. El objetivo fue asegurar al menos el 90 % del suministro de mineral durante las horas de refrigerio y cambios de turno, mitigando los retrasos que reducen el suministro a menos del 82 % en promedio. El estudio utilizó un diseño experimental con un entorno de simulación basado en datos reales, considerando como

variables las acciones de selección de equipos de carga, el tiempo de ciclo, el tiempo de cola en los destinos y el tipo de material cargado. Los resultados demostraron que la solución propuesta asegura una cobertura superior al 90 % y tiempos de ejecución promedio menores a un milisegundo. Se concluyó que el modelo optimiza significativamente la eficiencia en el acarreo de mineral durante las interrupciones operativas.

Ticlia (2023), en su tesis titulada: "Modelo matemático para pronosticar los costos diarios de operación mina en Unidad Minera Huinchos - Apurímac – 2023", el autor desarrolló un modelo matemático para pronosticar los costos diarios de operación en la Unidad Minera Huinchos, ubicada en Apurímac. El estudio fue de tipo aplicado, nivel explicativo y diseño cuasiexperimental. Utilizó un conjunto de datos de humedad, stripping ratio, producción diaria y costos diarios correspondientes a 462 días reportados. Para el análisis, se emplearon diversos modelos, incluyendo regresión lineal, random forest, árbol de decisión, máquina de vector soporte, gradient boosting y una red neuronal perceptrón. El modelo de gradient boosting destacó como el más preciso, con un coeficiente de determinación superior al 92 % y un error cuadrático medio (RMSE) de 0.67. Además, se identificó que la variable producción diaria tenía un aporte del 92 % en el pronóstico de los costos. Se concluyó que, aunque los costos diarios aumentan con la producción, lo hacen en menor medida, y que el modelo de gradient boosting permite prever los costos con alta exactitud, facilitando la toma de decisiones correctivas cuando los costos pronosticados difieren significativamente de los reales.

Huaira y Ukumar (2023). "Evaluación del impacto de la implementación de un sistema a doble carril en el proceso de carguío y acarreo de material calcáreo para optimizar los tiempos improductivos en una cantera del norte del país". El objetivo de este estudio fue evaluar el impacto de la implementación de un sistema a doble carril en el proceso de carguío y acarreo de material calcáreo, con el fin de reducir los tiempos improductivos y mejorar la productividad en una cantera. Utilizando herramientas como las cartas balance y el sistema de gestión de flotas AVA, se analizó el tiempo de los procesos de carguío y acarreo, utilizando una excavadora hidráulica CAT390 y volquetes de 24 m^3 de capacidad. El estudio mostró que la implementación del sistema

a doble carril redujo significativamente los tiempos de carga al mejorar el uso del espacio en el frente de carguío, disminuyendo las colas de los volquetes y optimizando el flujo de trabajo en la cantera.

Huamán y Brousset (2023), en su investigación titulada: "Propuesta de red neuronal para caracterizar el macizo rocoso en una mina subterránea en el centro del Perú", los autores proponen una red neuronal para caracterizar el macizo rocoso en minas subterráneas del centro del Perú. La problemática planteada se basa en los desafíos que presentan los métodos empíricos tradicionales para la caracterización de rocas en entornos geológicos heterogéneos, donde suelen surgir incertidumbres, especialmente en el caso de rocas altamente fracturadas. A través del uso de redes neuronales artificiales, se busca superar estas limitaciones, aplicándolas para estimar parámetros geomecánicos como el módulo de Young y la resistencia a la compresión simple, y particularmente para determinar el índice RMR (Rock Mass Rating). La investigación utilizó parámetros como la condición de las juntas, el espaciamiento, el índice RQD, la presencia de agua y la resistencia a la compresión como entradas, mientras que el índice RMR fue la variable de salida. Los resultados indicaron una precisión de estimación del 99 %, lo que representa un avance significativo en la caracterización de macizos rocosos en minería subterránea, con implicaciones importantes para la ingeniería geotécnica y la seguridad en las operaciones mineras.

Pinedo y Grados (2023), en esta investigación titulada: "Modelo predictivo de planificación operativa bajo el enfoque de machine learning para gestionar los tiempos de ciclo del volquete en una mina subterránea", los autores desarrollaron un modelo predictivo basado en machine learning para gestionar los tiempos de ciclo de los volquetes en una mina subterránea ubicada en el centro del Perú. El estudio se centró en optimizar el acarreo, uno de los procesos más costosos en operaciones mineras subterráneas, utilizando una red neuronal backpropagation (BP). Para ello, se analizaron 590,088 datos relacionados con tiempos de carga, descarga, ciclo, locaciones y equipos, recopilados entre marzo y julio del mismo año. La red neuronal BP empleó 17 neuronas en la capa de entrada, 100 en la capa oculta y 1 en la de salida, utilizando el 80 % de los datos para entrenamiento, 10 % para validación y 10 % para pruebas. El modelo obtuvo un RMSE de 0.26 en su validación, indicando un alto

rendimiento predictivo. Los resultados permitieron identificar rutas críticas, como la del Tajo 590 al subnivel 4055, donde se encontraron discrepancias entre los tiempos reales y predichos, sugiriendo desafíos operativos que podrían mejorar con intervenciones específicas.

Muñoz y Tinoco (2023). En este proyecto, los autores desarrollaron un sistema de información georreferenciada basado en redes neuronales para identificar áreas de libre denunciabilidad en empresas mineras del Perú. El objetivo fue reducir en un 60 % el tiempo necesario para identificar zonas potencialmente rentables durante la etapa de prospección minera. La investigación empleó la metodología cascada, lo que permitió un control estructurado de las actividades y entregables, complementado con entrevistas a expertos para validar la solución propuesta. En el marco teórico se abordaron estándares aplicados, bases legales y requisitos de licencias mineras. La solución incluyó diagramas de diseño y desarrollo bajo el marco TOGAF para su comprensión arquitectónica. El proyecto fue validado mediante análisis e interpretación de resultados, concluyendo que la implementación del sistema permite una mejora significativa en la planificación minera y ofreciendo recomendaciones para futuras aplicaciones tecnológicas en el sector.

Huayanca y Delgado (2023). “Aplicación de simulación de eventos discretos para la estimación de flotas de camiones en una mina de cobre a cielo abierto en Perú”. El estudio tiene como objetivo proponer una metodología estocástica basada en simulación de eventos discretos (DES) para estimar el número de camiones necesarios en la operación de una mina a cielo abierto de cobre en Perú, específicamente en el contexto de su expansión de producción, de 100.000 a 140.000 toneladas por día. Los autores aplicarán un modelo de calibración que incorporará variables aleatorias, como tiempos fijos y toneladas cargadas, permitiendo replicar el plan de producción anual de la mina. La investigación comparó los resultados obtenidos de la metodología estocástica con un enfoque determinista, demostrando que la simulación estocástica requería más camiones y generaba ciclos de carga más largos, lo cual es útil para anticipar problemas futuros en la mina, como la formación de largas colas de camiones. Este antecedente es relevante para la tesis si se considera la optimización de la logística de transporte en una cantera, ya que la metodología propuesta puede aplicarse a la

estimación y mejora en la planificación de la flota de camiones en operaciones mineras.

Flores et al. (2024), en su investigación titulada: Technological advances and trends in the mining industry: a systematic review. Mineral Economics, tuvieron como objetivo identificar las tecnologías más utilizadas en la industria minera, determinar en qué procesos mineros se aplican, evaluar su impacto ambiental positivo y analizar los beneficios derivados de su aplicación. Utilizando la metodología PRISMA, se analizaron 63 manuscritos provenientes de bases de datos como Scopus, Web of Science, Taylor & Francis y ScienceDirect. Los resultados revelaron que las principales tecnologías digitales aplicadas en la minería son el Internet de las Cosas (IoT) y la Inteligencia Artificial (IA). Los beneficios de su implementación incluyen un aumento en la productividad, reducción de costos, mejora de la seguridad ocupacional, mejores condiciones laborales y mayor eficiencia operativa. El estudio concluye que estas tecnologías no solo proporcionan beneficios económicos, sino que también contribuyen al cuidado del medio ambiente y mejoran las condiciones de trabajo, posicionando a las empresas mineras que las adoptan para el éxito futuro.

Huillca (2024). El presente estudio aborda los elevados costos operativos en las minas a cielo abierto, específicamente en las actividades de carguío y acarreo, que constituyen alrededor del 50% del gasto total de operación. En este contexto, el objetivo fue incrementar la producción del acarreo de material estéril en las fases 5 y 3 del tajo Ferrobamba en la mina Las Bambas, utilizando redes neuronales artificiales. El estudio es experimental, aplicativo y longitudinal, y se basa en datos históricos de la empresa San Martín Contratistas Generales (SMCG). Se optó por utilizar Google Colab y la biblioteca Tensor Flow para el proceso de programación y análisis exploratorio de datos, aplicando el modelo de redes neuronales LSTM. Los resultados mostraron un incremento del 7.22% en la producción anual del acarreo de material estéril, mejorando el rendimiento operativo. Este enfoque contribuye a una mayor eficiencia en el proceso de carguío y acarreo en el tajo Ferrobamba.

Local

Barriga (2020) implementó un sistema experto basado en lógica difusa con el objetivo de mejorar la calidad de la producción de arenas en la planta de procesamiento de relaves de la mina Toquepala Southern. Este sistema se centró en el control de los parámetros de porcentaje de sólidos y porcentaje de malla, los cuales son clave para asegurar la calidad del material destinado a la construcción del dique de contención de relaves. Además, se desarrolló una red neuronal que permitió predecir el porcentaje de malla a partir de variables de la planta, comparando los resultados con los valores obtenidos por laboratorio. Para implementar la lógica difusa, se adaptó la librería difusa del Sistema Control Distribuido System800xA, lo que permitió crear un sistema de control multivariable eficiente. Este estudio demuestra cómo el uso de tecnologías avanzadas, como la lógica difusa y las redes neuronales, puede optimizar los procesos de control en las operaciones mineras, mejorando la calidad del producto final.

Salgado y Núñez (2021), realizó un estudio con el objetivo de minimizar los tiempos improductivos en el relevo del personal que opera equipos de carguío y acarreo en interior mina, aplicando la metodología Six Sigma en la Unidad Minera Cuajone del Sur del Perú. La investigación tuvo un enfoque cuantitativo, de tipo aplicado, con un diseño preexperimental. La muestra fue censal, incluyendo los equipos de carguío y transporte de la unidad minera. Los resultados mostraron que las demoras operativas más significativas en la primera hora de turno fueron "Espera en Bahía de Transporte" (37%), "Personal Rezagado" (59%), "Charla de Seguridad" (77%) y "Revisión de Pantallas" (84%). Gracias a la implementación de la metodología Six Sigma, se redujeron los tiempos de inactividad, logrando un incremento en la producción de 2000 toneladas de mineral al día y una ganancia estimada de 5,236,985 dólares al año. Además, se optimizó la disponibilidad física de la flota de Palas y volquetes en 2.5%, y su utilización en 1.6% y 1.4%, respectivamente. Esto evidencia que la metodología aplicada contribuyó significativamente a mejorar la productividad y reducir las demoras operativas.

Quea (2022) realizó un estudio con el objetivo de determinar la influencia de la incorporación de cables auxiliares en la reducción de tiempos vacíos generados por las palas de abastecimiento en una empresa minera de Moquegua. El enfoque de la

investigación fue cuantitativo, de tipo aplicado, con un diseño preexperimental de preprueba y posprueba, y nivel explicativo. La población estuvo conformada por seis palas de abastecimiento del área de Operaciones Mina, y la muestra fue censal, considerando toda la población. Los resultados evidenciaron que los cables auxiliares lograron reducir los tiempos vacíos en más de una hora en promedio, con una significancia estadística (Sig) de 0,000, y también influyeron en los tiempos de armado y desmontaje de puentes, con reducciones de más de quince y veinte minutos, respectivamente, manteniendo una Sig de 0,000 en ambos casos. No obstante, en los tiempos de patio pala, la reducción fue marginal, con pocos segundos de mejora y una Sig de 0,001. Se concluyó que los cables auxiliares tuvieron un impacto significativo en la eficiencia operativa, especialmente en la disminución de tiempos de inactividad y procesos relacionados al armado de puentes.

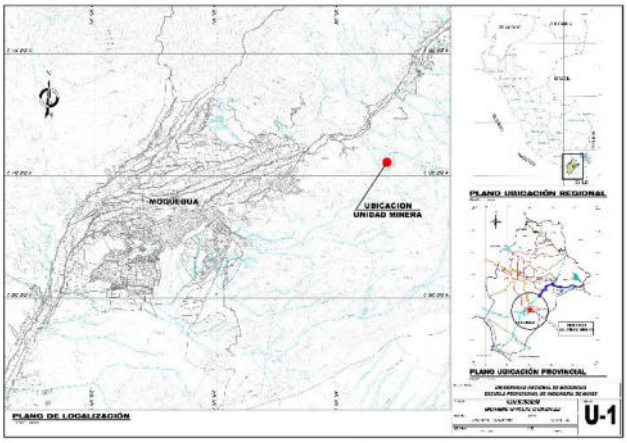
2.2. BASES TEÓRICAS

2.2.1. Ubicación del proyecto

Se ubica en el distrito de Samegua, Provincia Mariscal Nieto y departamento de Moquegua, las coordenadas UTM de la cantera podemos observar en la Figura 1 y Tabla 2.

Figura 1

Ubicación de la unidad minera



Nota: Elaboración propia en base a Google Maps, consultado el 12 de diciembre del 2024. Sistema de coordenadas UTM.

Tabla 2

Coordenadas UTM de la ubicación de la Unidad Minera No Metálica "Candelaria 2008"

ESTE	NORTE
301549	8100450

Nota. Elaboración propia

La Unidad Minera No Metálica "Candelaria 2008" está localizada en el sector Quebrada Caleras, Distrito de Samegua, Provincia Mariscal Nieto, Departamento de Moquegua.

- Superficie: 100 hectáreas.
- Altitud: 1,700 m.s.n.m.
- Coordenadas: Se encuentra en la Zona 19S, Hoja 35-U Moquegua de la Carta Nacional.
- Área del proyecto: 77,745 m² con un perímetro de 1,716 m.

2.2.2. Accesibilidad

El acceso a la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, se realiza a través de una red de caminos afirmados y trochas carrozables que conectan con la carretera principal Samegua–Moquegua (ver Tabla 3), facilitando el transporte de maquinaria, equipos y materiales. La distancia desde la ciudad de Moquegua hasta el área del proyecto es de aproximadamente 10 km, lo que permite un desplazamiento eficiente en un tiempo promedio de 20 a 30 minutos en vehículo.

La zona cuenta con vías en buen estado durante la mayor parte del año; sin embargo, en temporadas de lluvias (diciembre a marzo), algunos tramos pueden presentar dificultades debido a la acumulación de agua o erosión en los caminos. Para mitigar estos inconvenientes, se recomienda realizar mantenimiento periódico de las vías de acceso.

La proximidad a la ciudad de Moquegua garantiza la disponibilidad de servicios básicos como suministro de combustible, alimentos, hospedaje y mano de obra calificada, lo que contribuye a la viabilidad operativa del proyecto.

Tabla 3

Accesibilidad a la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008

Tramo	Distancia (km)	Tiempo estimado (min)	Tipo de vía
Ciudad de Moquegua - Samegua	5	10	Carretera asfaltada
Samegua - Entrada a Quebrada Caleras	3	5	Camino Afirmado
Entrada a Quebrada Caleras - Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008	2	5	Trocha Carrozable

Nota. Elaboración propia

2.2.3. Geología

Geología Regional

La geología regional del área donde se ubica la Unidad Minera No Metálica "Candelaria 2008" se caracteriza por:

- Contexto geotectónico: Moquegua pertenece al dominio de los Andes Centrales, caracterizado por la presencia de una secuencia volcánica y sedimentaria. La región está influenciada por procesos tectónicos relacionados con la subducción de la placa de Nazca bajo la placa Sudamericana.
- Unidades litológicas principales: En el área predominan depósitos sedimentarios y volcánicos del Cenozoico, así como intrusivos asociados al Batolito de la Costa.
- Estructuras principales: Las fallas regionales, como la Falla Incapuquio, y otras estructuras menores son evidencias de deformaciones tectónicas que han influido en la geología local.
- Importancia económica: La región es conocida por su riqueza en minerales no metálicos, incluyendo agregados, arcillas y calizas.

Geología Local

La geología local en el sector Quebrada Caleras, donde se ubica la concesión

“Candelaria 2008”, se caracteriza por:

- Unidades geológicas: Depósitos de terrazas aluviales: Formados por gravas, arenas y limos, originados por procesos de erosión y transporte fluvial. Depósitos coluviales: Materiales no consolidados acumulados en laderas y zonas bajas, compuestos principalmente por gravas y arenas.
- Litología dominante: Areniscas y conglomerados que son aprovechados como agregados para construcción.
- Alteraciones: Presencia de materiales alterados debido a procesos de meteorización en superficie. (Quea, 2022)

Geología Estructural
La estructura geológica del área está dominada por:

- Fallas y fracturas locales: Orientadas principalmente en dirección noreste-suroeste, asociadas a la tectónica regional.
- Pliegues: Aunque la zona tiene estructuras relativamente simples, pueden observarse ligeras ondulaciones en los estratos sedimentarios.
- Relación con la explotación: Las estructuras presentes favorecen la accesibilidad y extracción de materiales no metálicos, optimizando los costos operativos. (Quea, 2022)

2.2.4. Redes neuronales artificiales (RNA)

Una red neuronal artificial (RNA) es un sistema computacional formado por un conjunto de nodos, denominados neuronas, interconectados mediante enlaces ponderados. Cada neurona recibe como entradas las salidas de las neuronas de capas anteriores, las cuales se multiplican por pesos específicos. Estos valores ponderados se suman y se procesan a través de una función de activación —como la sigmoide o ReLU— para generar una salida, que a su vez se transmite a la siguiente capa. Esta estructura interconectada, inspirada en el funcionamiento del cerebro humano, constituye la base de las RNA (Calvo, 2017). Su diseño permite modelar relaciones complejas y no lineales, adaptándose a datos cambiantes mediante un proceso de

entrenamiento que ajusta los pesos de las conexiones.

La Figura 2 presenta la estructura típica de una RNA de tipo *feedforward*, donde la información fluye unidireccionalmente desde la entrada hacia la salida, sin retroalimentación. A continuación, se describen sus componentes principales:

Capa de Entrada (Input Layer):

- Representada por círculos azules etiquetados como x1,x2,…,xn
- Compuesta por neuronas que reciben los datos iniciales o características (inputs), como tiempos de transporte o condiciones operativas en Candelaria 2008.

Capas Ocultas (Hidden Layers):

- Ilustradas mediante círculos grises organizados en una o más capas intermedias.
- Estas neuronas procesan la información aplicando funciones de activación y ajustando pesos, lo que permite a la red capturar patrones complejos, como variaciones en el rendimiento de maquinaria minera.
- La cantidad y profundidad de estas capas determinan la capacidad de la RNA para modelar relaciones no lineales.

Capa de Salida (Output Layer):

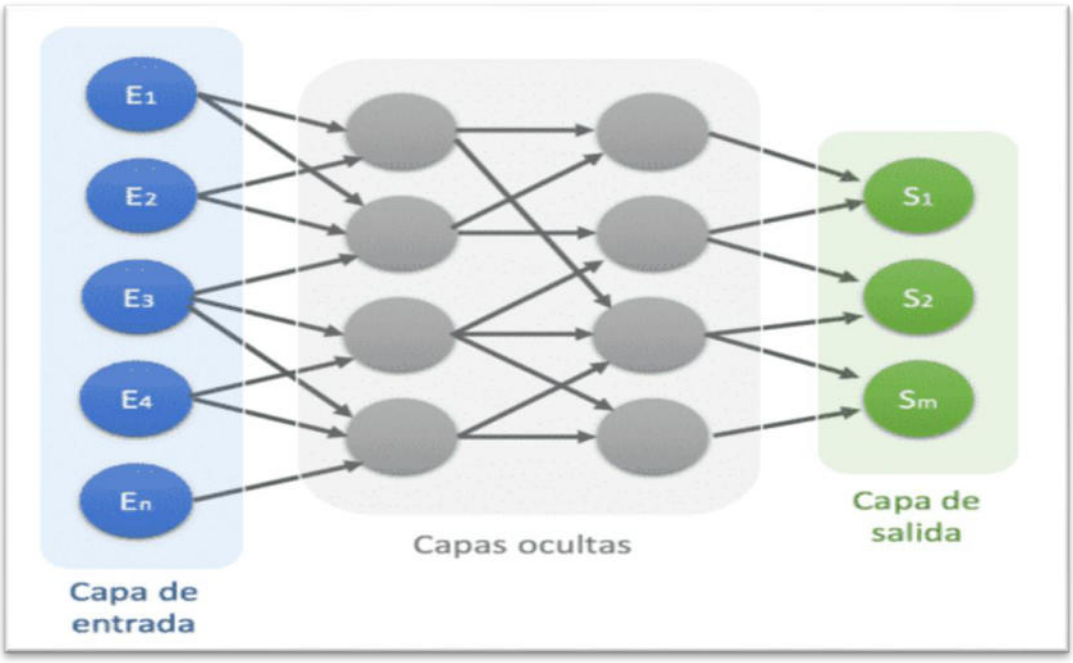
- Representada por círculos verdes etiquetados como y1,y2,…,ym
- Genera los resultados finales o predicciones, como tiempos óptimos de transporte o índices de productividad.

Conexiones entre Neuronas:

- Las flechas indican el flujo de información entre capas, desde la entrada hacia la salida.
- Cada conexión está asociada a un peso ajustable, optimizado durante el entrenamiento para minimizar errores y mejorar la precisión de las predicciones.

Figura 2

Red Neuronal Artificial



Nota. Representación gráfica de una RNA tipo feedforward, compuesta por una capa de entrada, capas ocultas interconectadas y una capa de salida. Ilustra el flujo de información desde los datos iniciales hasta las predicciones finales, adaptado a procesos de optimización operativa. Fuente: Calvo (2017).

En el ámbito minero, la optimización de la eficiencia operativa y la productividad es clave para reducir costos y maximizar el uso de recursos. Las RNA se han consolidado como una herramienta poderosa para este propósito, gracias a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones y predecir comportamientos complejos (Vivas, 2022). Inspiradas en la neurobiología, estas redes aprenden de la experiencia y se adaptan a nueva información, lo que las hace ideales para entornos dinámicos como la gestión de rutas de transporte en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. Según Haykin (2009), las RNA destacan en la modelización de sistemas con relaciones no lineales, como las que surgen en minería debido a factores variables como la topografía, el estado de las rutas y el rendimiento de la maquinaria.

En el caso específico de Candelaria 2008, las RNA pueden aplicarse para predecir tiempos de transporte analizando parámetros como la distancia entre la Zona de

Extracción D y la planta chancadora (4 km), el tipo de material transportado (grava o arena) y las condiciones del terreno (pendientes moderadas). Por ejemplo, una RNA entrenada con datos históricos podría anticipar retrasos promedio de 15 minutos por ciclo, permitiendo reprogramar las operaciones para reducir el tiempo de inactividad en un 20%. Esta capacidad predictiva facilita la toma de decisiones en tiempo real, optimizando recursos y disminuyendo costos operativos (Vivas, 2022).

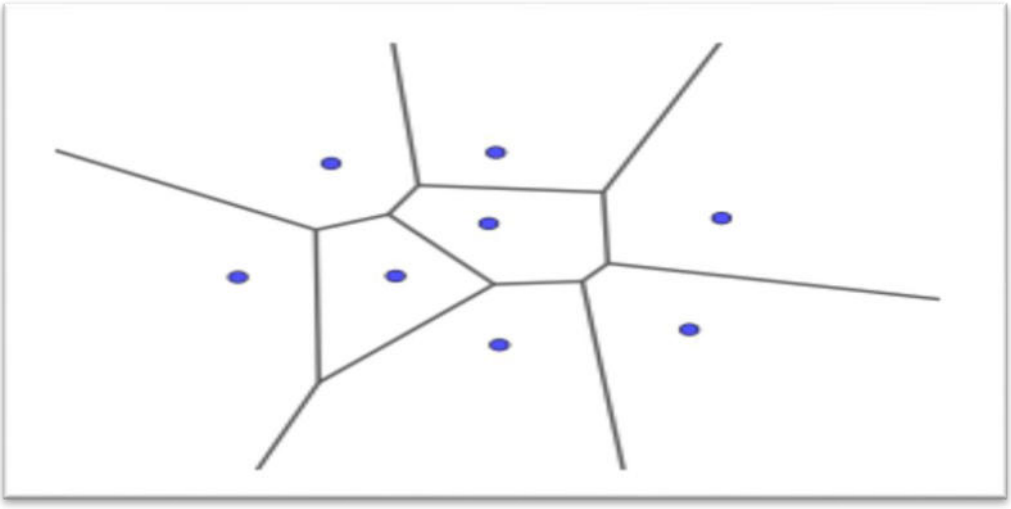
2.2.5. Algoritmo de Voronoi

El algoritmo de Voronoi es una herramienta matemática y computacional diseñada para dividir un espacio en regiones basadas en la proximidad a un conjunto de puntos predefinidos, conocidos como sitios o generadores. Cada región, denominada celda de Voronoi, engloba todos los puntos del espacio más cercanos a un sitio específico en comparación con cualquier otro, lo que permite una segmentación espacial eficiente. Esta técnica es particularmente valiosa en la optimización de rutas, ya que facilita la reducción de tiempos de transporte y mejora la asignación de recursos operativos, aspectos críticos para incrementar la productividad en el ámbito minero (Ponce-Vergara, 2020). En el contexto de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, el algoritmo de Voronoi ofrece un enfoque sistemático para reorganizar las rutas de transporte, minimizando las distancias recorridas entre las zonas de extracción y los puntos de descarga, como la planta chancadora o el depósito temporal.

El diagrama de Voronoi se define formalmente como una partición del plano en regiones, donde cada celda corresponde a un sitio del conjunto inicial. Las fronteras entre celdas, conocidas como aristas de Voronoi, representan los lugares equidistantes entre pares de sitios adyacentes, garantizando una división óptima del espacio. Este principio geométrico permite identificar áreas de influencia que optimizan la logística operativa. La Figura 3 ilustra un ejemplo de diagrama de Voronoi generado a partir de ocho puntos, evidenciando cómo cada celda delimita una región asociada a su respectivo centro (Bonivardo, 2017). En Candelaria 2008, esta metodología podría aplicarse para asignar maquinaria de manera eficiente a sectores específicos, reduciendo recorridos innecesarios y mejorando la planificación del transporte de materiales como gravas y arenas.

Figura 3

Diagrama de Voronoi



Nota. Representación gráfica de un diagrama de Voronoi que muestra la división del espacio en regiones delimitadas por fronteras equidistantes a un conjunto de ocho puntos. Cada celda agrupa los puntos más próximos a un centro específico, ilustrando su utilidad en la optimización espacial. Fuente: Bonivardo (2017)

2.2.6. Modelo de optimización en minería

La optimización de rutas de trabajo es un desafío crucial en la minería debido a la necesidad de mejorar la eficiencia del transporte de material, minimizar costos operativos y reducir tiempos de inactividad. Esto es particularmente importante en actividades como la explotación de canteras, donde las rutas de acarreo impactan directamente en los costos totales y la productividad.

Uno de los enfoques más utilizados para abordar este problema es el uso del algoritmo de Dijkstra, una herramienta eficaz para calcular las rutas más cortas entre dos puntos en sistemas de redes. En el contexto minero, este algoritmo se aplica para optimizar los recorridos de los caminos por los equipos de transporte, como volquetes y cargadores, asegurando que se elijan trayectorias que minimicen el tiempo de desplazamiento y el consumo de combustible. Esto es especialmente relevante en entornos donde el diseño de caminos implica múltiples intersecciones y restricciones físicas o geomecánicas (Vivas, 2022).

Además del algoritmo de Dijkstra, se han implementado otras técnicas de optimización que consideran factores como la capacidad de los equipos, las condiciones del terreno y la distribución de la carga de trabajo. Por ejemplo, la programación lineal y los modelos heurísticos permiten gestionar de manera eficiente la flota de equipos, asignando tareas y rutas de manera dinámica para maximizar el rendimiento y evitar tiempos muertos (Orellana, 2018).

El impacto de estas técnicas no se limita solo a los costos operativos. También contribuir a mejorar la sostenibilidad ambiental al reducir el consumo de combustible y las emisiones asociadas al transporte. En este sentido, las herramientas de optimización no solo mejoran la productividad, sino que también refuerzan el cumplimiento de los estándares ambientales y de seguridad, fundamentales en la minería moderna.

La integración de algoritmos avanzados y modelos de gestión optimizada en minería resulta esencial para enfrentar los retos operativos actuales. Estas soluciones no solo potencian la eficiencia de las operaciones, sino que también generan un impacto positivo en la sostenibilidad y la competitividad del sector.

2.2.7. Teoría de la Optimización Combinatoria

La optimización combinatoria es una rama de las matemáticas y la investigación operativa que se enfoca en la búsqueda de la mejor solución entre un conjunto finito o discreto de posibles soluciones. Este enfoque es especialmente relevante en problemas en las que las soluciones no pueden ser obtenidas de manera continua, sino que requieren la selección de combinaciones específicas de elementos, como en los problemas de asignación, programación de rutas, diseño de redes y otros problemas de optimización. en los que se deben tomar decisiones sobre cómo organizar, ordenar o asignar recursos limitados.

2.2.8. Aplicación en la Optimización de Rutas en Minería

La optimización combinatoria desempeña un papel esencial en la minería al abordar problemas complejos relacionados con la gestión de flotas, la planificación de rutas y la distribución eficiente de recursos. Estos desafíos involucran múltiples variables, como la ubicación de los puntos operativos, los tiempos de carga y descarga, los costos asociados al transporte y las limitaciones logísticas de los equipos (camiones,

excavadoras, etc.). En este contexto, optimizar las rutas de transporte en una mina o cantera no solo mejora la eficiencia operativa, sino que también reduce costos y maximiza el uso de los recursos disponibles.

Factores Críticos en la Optimización de Rutas

La optimización de rutas en minería considera diversos aspectos clave:

Minimización de la Distancia o Tiempo de Viaje

La ruta más corta no siempre es la más eficiente. Factores como las condiciones del terreno, la capacidad de carga de los vehículos y los puntos de entrega (planta chancadora o depósitos) deben integrarse para determinar rutas óptimas. Este enfoque se alinea con el Problema de Rutas de Vehículos (VRP, por sus siglas en inglés), que busca asignar vehículos a trayectos específicos minimizando el tiempo o la distancia total recorrida.

Reducción de Costos Operativos

Los costos de combustible, mantenimiento de equipos y personal representan una parte significativa de los gastos en minería. Mediante algoritmos de optimización, es posible identificar combinaciones de rutas que minimicen estos costos, priorizando eficiencia y sostenibilidad.

Mejor Utilización de Recursos

La asignación óptima de vehículos y maquinaria a diferentes sectores de la mina asegura un uso eficiente de los recursos. Por ejemplo, garantizar que un cargador frontal esté disponible en el lugar y momento precisos evita tiempos de inactividad y mejora la productividad.

Adaptación a Condiciones Dinámicas

Las operaciones mineras están sujetas a cambios constantes, como alteraciones en el terreno, fluctuaciones en el volumen de material o imprevistos logísticos. La optimización combinatoria permite ajustar las rutas en tiempo real, adaptándose a estas variaciones para mantener la eficiencia operativa.

Modelos Matemáticos y Algoritmos Utilizados

La optimización combinatoria en minería se basa en modelos matemáticos y algoritmos diseñados para formular restricciones y objetivos específicos:

Problema de la Ruta Más Corta (Shortest Path Problem)

Este modelo clásico identifica la trayectoria de menor distancia o tiempo entre un origen (zona de extracción) y un destino (planta de procesamiento), siendo directamente aplicable al transporte de materiales dentro de una mina.

Problema del Viajante de Comercio (TSP, por sus siglas en inglés)

Busca la ruta más corta que recorra un conjunto de nodos (puntos de carga o descarga) una sola vez y regrese al origen. En minería, es útil para planificar rutas de camiones que visitan múltiples ubicaciones operativas.

Problema de Rutas de Vehículos (VRP)

Extensión del TSP, este problema optimiza la asignación de múltiples vehículos a diversas rutas, considerando restricciones como capacidad de carga y costos operativos. Es particularmente relevante para gestionar flotas de camiones en operaciones mineras a gran escala.

Algoritmos de Búsqueda y Exploración

- Exactos: Métodos como la programación lineal entera o el algoritmo de rama y cota (*branch and bound*) garantizan soluciones óptimas, aunque son computacionalmente intensivos.
- Heurísticos y Metaheurísticos: Algoritmos como los genéticos, el recocido simulado (*simulated annealing*) o la búsqueda tabú ofrecen soluciones aproximadas pero prácticas para problemas complejos o de gran escala, donde los métodos exactos resultan inviables debido al tiempo de cálculo.

Desafíos y soluciones

A pesar de sus ventajas, la optimización combinatoria enfrenta retos significativos en el contexto minero:

Complejidad Computacional

Muchos problemas de optimización combinatoria en minería, como el TSP y el VRP, pertenecen a la clase de problemas NP-completos. En la teoría de la complejidad computacional, un problema se clasifica como NP (No determinístico Polinómico) si una solución propuesta puede verificarse en tiempo polinómico, es decir, en un tiempo razonable proporcional al tamaño del problema. Un problema es NP-completo si, además, es al menos tan difícil como los problemas más complejos de esta clase, de modo que resolverlo eficientemente implicaría resolver todos los problemas NP de

manera similar.

En términos prácticos, esto significa que, a medida que el número de nodos (lugares de carga o descarga) aumenta, el tiempo necesario para encontrar la solución óptima crece exponencialmente. Por ejemplo, en una mina con 50 puntos operativos, ¡calcular todas las rutas posibles para el TSP implicaría evaluar 50! (factorial de 50) combinaciones, una tarea inviable con métodos exactos en tiempo real. Para superar esta limitación, se recurre a algoritmos heurísticos y metaheurísticos, como los algoritmos genéticos o el recocido simulado, que ofrecen soluciones aproximadas pero efectivas en tiempos manejables (Luenberger, 2003).

Datos Dinámicos

Las condiciones cambiantes en una mina, como volúmenes de material o el estado de los caminos, exigen modelos adaptativos. La optimización en tiempo real, apoyada en datos actualizados, permite responder rápidamente a estas variaciones.

Escalabilidad

Con el crecimiento de las operaciones mineras, el número de rutas y recursos a optimizar aumenta considerablemente. Algoritmos escalables, como los metaheurísticos, son esenciales para manejar problemas que involucran cientos o miles de puntos operativos.

En la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, la optimización combinatoria puede aplicarse para rediseñar las rutas de transporte entre las zonas de extracción y la planta chancadora, reduciendo tiempos de inactividad y costos asociados al combustible. Por ejemplo, el uso del VRP podría optimizar la asignación de volquetes a trayectos específicos, considerando las 77,745 m² del área operativa y las condiciones topográficas locales.

2.3. DEFINICIÓN DE TÉRMINOS

- Redes Neuronales: Son sistemas computacionales inspirados en el cerebro, usados para tareas de clasificación, predicción y toma de decisiones. Aprenden de los datos a través de conexiones ajustadas. (Calvo, 2017)
- Algoritmo de Voronoi: Técnica que divide un espacio en regiones, donde cada una contiene los puntos más cercanos a un generador específico, usada en

aplicaciones como geolocalización y planificación de rutas. (Ponce-Vergara, 2020)

- Optimización de Rutas: Es el proceso de encontrar la ruta más eficiente en términos de costos o tiempos, utilizando algoritmos como el de Dijkstra, aplicados en logística y minería. (Cassingena, 2022)
- Algoritmo de Dijkstra: Método para encontrar el camino más corto en un grafo ponderado, usado en navegación y redes de computadoras. (Cassingena, 2022)
- Geometría Computacional: Es un área de las ciencias de la computación que estudia algoritmos para resolver problemas geométricos. Esta aplicación es crucial en tareas como la generación de mapas, simulaciones físicas y diseño asistido por computadora (CAD). La geometría computacional es la base de algoritmos como los diagramas de Voronoi y triangulaciones de Delaunay. Preparata y Shamos (1985)
- Minería de Datos: Es el proceso de analizar grandes volúmenes de datos para descubrir patrones, relaciones y tendencias ocultas, esta disciplina combina técnicas de estadística, inteligencia artificial y bases de datos para extraer conocimiento valioso. En minería, se utiliza para analizar datos operativos, optimizar procesos y predecir fallas. Han et al. (2011)
- Modelos Predictivos: Son herramientas matemáticas y estadísticas utilizadas para predecir eventos futuros basándose en datos históricos. Los modelos predictivos son fundamentales en la toma de decisiones estratégicas, ya que permiten anticiparse a posibles problemas y optimizar recursos en diversos sectores como la minería y la logística. Shmueli et al. (2010)
- Ingeniería de Sistemas: Es un enfoque interdisciplinario que busca diseñar y gestionar sistemas complejos. Esta disciplina integra personas, tecnología y procesos para alcanzar objetivos definidos. En minería y logística, se aplica para optimizar operaciones y garantizar la sostenibilidad de proyectos. Blanchard y Fabrycky (2010)
- Machine Learning (Aprendizaje Automático): Es una rama de la inteligencia artificial que se enfoca en desarrollar sistemas capaces de aprender y mejorar automáticamente a partir de los datos. El aprendizaje automático es clave para

implementar redes neuronales y algoritmos adaptativos en minería, logística y otras industrias. (Bishop, 2006)

- Simulación Computacional: Es una técnica que utiliza modelos matemáticos y algoritmos para replicar el comportamiento de sistemas reales en un entorno virtual. Es fundamental para probar estrategias y predecir resultados sin riesgos ni costos asociados a experimentos físicos. Law y Kelton (2007)

CAPÍTULO III
METODOLOGÍA

3.1. TIPO Y NIVEL DE INVESTIGACIÓN

La investigación que se desarrolló en este trabajo tuvo como objetivo responder de manera clara y precisa a las preguntas planteadas, empleando métodos y enfoques adecuados para analizar la evaluación de los procesos operativos en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. A continuación, se explican el tipo y el nivel de investigación que orientaron el curso de este estudio.

3.1.1. Tipo de investigación

La investigación de este trabajo se enmarcó en un objetivo aplicativo, ya que tuvo como objetivo analizar, evaluar y modelar fenómenos relacionados con la evaluación de rutas de trabajo y la eficiencia operativa mediante la implementación de algoritmos matemáticos. Se utilizaron datos numéricos para modelar el comportamiento de las rutas y la productividad de la maquinaria. La metodología se fundamentó en la recopilación y análisis de información objetiva, lo que permitió desarrollar predicciones y conclusiones a partir de un procesamiento estadístico. Además, se empleó herramientas computacionales para simular y evaluar las rutas considerando diferentes variables.

3.1.2. Nivel de investigación

El nivel de investigación fue explicativo y aplicado. Se buscó no solo entender los principios de los algoritmos involucrados, sino también aplicar estos modelos en un contexto real para evaluar la productividad y eficiencia operativa en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. El objetivo principal de la investigación fue mejorar procesos específicos mediante la implementación práctica de soluciones tecnológicas, como las redes neuronales y el algoritmo de Voronoi, con el fin de abordar problemas concretos en el sector minero.

3.2. ÁMBITO TEMPORAL Y ESPACIAL

3.2.1. Ámbito temporal

El estudio se desarrolló en el año 2024, un período que permitió analizar las operaciones de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, ubicada en Moquegua. Este marco temporal fue seleccionado para evaluar la eficiencia operativa y la productividad bajo condiciones actuales, utilizando datos actualizados que reflejaron los desafíos y avances tecnológicos del sector minero. Además, se aplicaron herramientas innovadoras, como las redes neuronales y el algoritmo de Voronoi, con el fin de optimizar los procesos mineros y proponer mejoras alineadas con las necesidades de la industria en ese momento.

3.2.2. Ámbito espacial

La investigación se llevó a cabo en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, situada en la región de Moquegua, Perú. Esta unidad minera fue elegida por su importancia en la extracción de materiales no metálicos y por los retos logísticos y operativos que enfrentaba. El análisis abarcó las rutas de transporte utilizadas para mover el material desde las áreas de extracción hasta los puntos de procesamiento, así como las zonas donde se operaba la maquinaria pesada. El ámbito espacial incluyó tanto las áreas de explotación como las vías de acceso y los espacios de almacenamiento, con el objetivo de evaluar y mejorar la eficiencia en todas las etapas del proceso minero durante el año 2024.

3.3. POBLACIÓN Y MUESTRA

La población estuvo compuesta por todas las operaciones de transporte y extracción en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, mientras que la muestra se seleccionó de manera estratégica para reflejar las condiciones operativas más relevantes. A continuación, se detallan tanto la población como la muestra y su importancia en el contexto de la investigación.

3.3.1. Población

La población estuvo compuesta por todas las operaciones de transporte y extracción de material en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, situada en Moquegua. Esta población abarcó las diversas rutas de transporte utilizadas, las maquinarias empleadas

para la extracción y el procesamiento del material, así como los tiempos de operación y los costos asociados a cada uno de estos procesos. En términos operativos, se consideraron las rutas de acceso desde las áreas de extracción hasta los puntos de carga y transporte, evaluando todos los aspectos logísticos dentro del contexto de la unidad minera no metálica.

3.3.2. Muestra

La muestra estuvo compuesta por un conjunto representativo de rutas de trabajo y unidades de maquinaria utilizadas en el proceso de extracción y transporte de material. Para seleccionar la muestra, se llevaron a cabo mediciones en diferentes rutas y períodos operativos, representando diversos turnos de trabajo y condiciones operativas. La muestra incluyó las rutas de transporte más frecuentemente utilizadas, con el objetivo de implementar y evaluar los efectos de los algoritmos de Voronoi y redes neuronales sobre la eficiencia de estas rutas, así como la optimización del tiempo y los costos de operación.

Para determinar el tamaño de la muestra, se utilizó la siguiente fórmula para poblaciones finitas:

$$n = \frac{N \,.\, Z^2 \,.\, p \,.q}{d^2 \,.\, (N-1) + Z^2 \,.\, p \,.q} \qquad (1)$$

Donde:

- n: Tamaño de la muestra.
- N: Tamaño de la población (en este caso, el total de operaciones de transporte y extracción).
- Z: Valor crítico correspondiente al nivel de confianza deseado
- p: Proporción de éxito
- q: Complemento de p (q=1−p).
- d: Margen de error permitido

  Siendo:
- N=2,970: Tamaño de la población.
- Z=1.96: Valor crítico correspondiente a un nivel de confianza del 95%.
- p=0.5
- q=1−p=0.5.
- d=0.05

Sustituyendo los valores en la fórmula, se obtuvo un tamaño de muestra de 340 operaciones. Esta muestra fue seleccionada estratégicamente para representar las condiciones operativas más relevantes, asegurando la validez y confiabilidad de los resultados.

3.4. INSTRUMENTOS

La recolección de datos fue un proceso fundamental para obtener información precisa y relevante sobre las operaciones en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. Para ello, se emplearon diversas técnicas e instrumentos que permitieron recopilar datos confiables y útiles para el análisis. A continuación, se detallan las técnicas y herramientas utilizadas:

Técnicas de recolección de datos

Observación directa:

Se realizaron visitas a las instalaciones de la Unidad Minera para observar in situ las actividades diarias relacionadas con la extracción, transporte y manejo de materiales. Durante estas observaciones, se registraron aspectos como:

- Los tiempos de ciclo de las operaciones (carga, transporte y descarga).
- Los tiempos de inactividad de la maquinaria y sus causas.
- Las condiciones de las rutas de transporte y su impacto en la eficiencia.
- El uso y disponibilidad de los equipos pesados (volquetes, excavadoras, etc.).

Estas observaciones se documentaron en formatos de registro diseñados específicamente para capturar información detallada y estructurada.

Medición de tiempos de ciclo:

Para medir los tiempos de ciclo de las operaciones (carga, transporte y descarga), se implementó un protocolo de observación y registro estructurado. Este proceso incluyó:

- Identificación de las etapas del ciclo operativo: Se definieron las tres etapas principales: carga, transporte y descarga.
- Uso de cronómetros y dispositivos GPS: Se utilizaron cronómetros para medir los tiempos de cada etapa y dispositivos GPS para registrar las distancias recorridas y la velocidad promedio durante el transporte.
- Registro de datos: Los tiempos medidos se registraron en formatos de

observación diseñados específicamente para este propósito, incluyendo campos para fecha, hora, identificación del vehículo y operario, y observaciones adicionales.

Entrevistas semiestructuradas:

Se llevaron a cabo entrevistas con los operarios, supervisores y personal técnico de la Unidad Minera. Estas entrevistas se basaron en un guion de preguntas predefinido, que incluyó temas como:

- La percepción de los trabajadores sobre la eficiencia de las rutas de transporte.
- Los principales desafíos operativos que enfrentan en su trabajo diario.
- Las sugerencias para mejorar los procesos de extracción y transporte.

Las entrevistas permitieron obtener información cualitativa valiosa, complementando los datos cuantitativos recopilados mediante otras técnicas.

Revisión documental:

Se revisaron documentos internos de la Unidad Minera, como informes de producción, registros de mantenimiento de maquinaria y reportes de costos operativos. Esta revisión proporcionó datos históricos y contextuales que ayudaron a entender el desempeño operativo de la mina.

Herramientas utilizadas

Software de simulación:

Se utilizó software especializado, como AnyLogic o Arena, para modelar y simular las rutas de transporte y los procesos de extracción. Estas herramientas permitieron evaluar diferentes escenarios y optimizar las operaciones mediante la aplicación de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi.

Hojas de cálculo:

Se emplearon hojas de cálculo en Microsoft Excel para organizar y analizar los datos recopilados. Estas hojas incluyeron información sobre tiempos de operación, costos, distancias de transporte y disponibilidad de maquinaria.

Dispositivos de medición:

Se utilizaron dispositivos como GPS y cronómetros para medir con precisión las distancias recorridas por los vehículos de transporte y los tiempos de cada etapa del proceso. Estos datos fueron fundamentales para el análisis cuantitativo.

Cuestionarios y formatos de registro:

Se diseñaron cuestionarios y formatos de registro específicos para capturar información tanto cualitativa como cuantitativa. Estos instrumentos fueron validados previamente para asegurar su claridad y pertinencia.

Integración de técnicas y herramientas:

La combinación de técnicas cualitativas (entrevistas y observación) y cuantitativas (mediciones y simulaciones) permitió obtener una visión integral de las operaciones en la Unidad Minera. Los datos recopilados se integraron en una base de datos centralizada, lo que facilitó su análisis posterior y la identificación de áreas de mejora.

3.5. VALIDACIÓN Y CONFIABILIDAD DE LOS INSTRUMENTOS

Para asegurar que los datos recopilados fueran confiables y válidos, se realizó un proceso riguroso de validación y verificación de los instrumentos utilizados. Este proceso fue esencial para garantizar que las herramientas y técnicas aplicadas midieran lo que realmente se pretendía medir, y que los resultados fueran consistentes y precisos. Dado que las operaciones en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 se llevan a cabo en un horario de 6:00 a.m. a 6:00 p.m., todas las actividades de validación y recolección de datos se ajustaron a este marco temporal.

Validación de los instrumentos

Revisión por expertos: Los instrumentos de recolección de datos, como los formatos de observación, las guías de entrevistas y los cuestionarios, fueron revisados por expertos en el área de minería y optimización de procesos. Estos especialistas evaluaron la claridad, pertinencia y coherencia de las preguntas y los indicadores propuestos. Sus recomendaciones permitieron ajustar y mejorar los instrumentos, asegurando que fueran adecuados para los objetivos de la investigación.

Prueba piloto: Antes de aplicar los instrumentos a toda la muestra, se realizó una prueba piloto en una pequeña muestra de operarios y supervisores de la Unidad Minera. Esta prueba se llevó a cabo durante el horario de operación (6:00 a.m. a 6:00 p.m.) para asegurar que las condiciones fueran similares a las del estudio principal. La prueba piloto permitió identificar posibles errores o confusiones en las preguntas, así como evaluar la facilidad de uso de los formatos de registro. Los resultados de la prueba

piloto sirvieron para realizar ajustes finales, como simplificar preguntas complejas o agregar instrucciones más claras.

Confiabilidad de los instrumentos

Consistencia en las mediciones: Para garantizar que los instrumentos fueran consistentes, se aplicaron los mismos formatos y procedimientos en diferentes turnos dentro del horario de operación (6:00 a.m. a 6:00 p.m.). Por ejemplo, los tiempos de ciclo de las operaciones se midieron en múltiples ocasiones y por diferentes observadores, lo que permitió comparar los resultados y verificar su consistencia.

Triangulación de datos:

Se utilizó la técnica de triangulación, que consiste en contrastar la información obtenida a través de diferentes métodos y fuentes. Por ejemplo, los tiempos de ciclo registrados mediante observación directa se compararon con los reportes de los operarios y los datos históricos de la Unidad Minera. Esta triangulación permitió confirmar la precisión de los datos y reducir posibles sesgos.

Análisis de confiabilidad estadística: En el caso de los datos cuantitativos, se aplicaron pruebas estadísticas para evaluar la confiabilidad de las mediciones. Por ejemplo, se calculó el coeficiente de correlación entre las mediciones repetidas de los tiempos de ciclo, lo que permitió verificar que los resultados fueran consistentes y reproducibles.

Resultado del proceso de validación y confiabilidad

Gracias a este proceso, se logró asegurar que los instrumentos utilizados fueran válidos y confiables. Esto no solo aumentó la credibilidad de los datos recopilados, sino que también permitió realizar un análisis más robusto y confiable de la información, lo que fue fundamental para alcanzar los objetivos de la investigación. Además, al ajustar todas las actividades al horario de operación de la Unidad Minera (6:00 a.m. a 6:00 p.m.), se aseguró que los datos reflejaran fielmente las condiciones reales de trabajo.

3.6. PROCEDIMIENTOS

El proceso de recolección de datos se llevó a cabo de manera sistemática y organizada, siguiendo un cronograma detallado que se ajustó al horario de operación de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, es decir, de 6:00 a.m. a 6:00 p.m. A continuación, se describen las etapas principales que se siguieron para garantizar una

recopilación de datos eficiente y precisa:

Planificación y preparación

Antes de iniciar la recolección de datos, se realizó una reunión de coordinación con el personal de la Unidad Minera, incluyendo supervisores y operarios. En esta reunión, se explicaron los objetivos del estudio, los instrumentos que se utilizarían y el papel que cada uno desempeñaría en el proceso. Además, se estableció un cronograma que permitió distribuir las actividades de recolección a lo largo del horario de operación, asegurando que no interfirieran con las labores diarias de la mina.

Reconocimiento del área

Se realizó un recorrido inicial por las instalaciones de la Unidad Minera para familiarizarse con las áreas de extracción, las rutas de transporte y los puntos de descarga. Este recorrido permitió identificar los puntos clave donde se llevarían a cabo las observaciones y mediciones, así como los equipos y personal involucrados en cada etapa del proceso.

Recolección de datos

La recolección de datos se realizó en tres fases principales, siempre dentro del horario de operación:

Observación directa:

- Se asignaron observadores a diferentes áreas de la mina para registrar las actividades en tiempo real.
- Se utilizaron formatos de observación para documentar los tiempos de ciclo (carga, transporte y descarga), los tiempos de inactividad de la maquinaria y las condiciones de las rutas de transporte.
- Los observadores trabajaron en turnos rotativos para cubrir todo el horario de operación y asegurar que los datos fueran representativos de las diferentes condiciones de trabajo.

  Entrevistas:

- Se realizaron entrevistas semiestructuradas a operarios, supervisores y personal técnico durante sus horas de descanso o en momentos en que no estuvieran directamente involucrados en operaciones críticas.
- Las entrevistas se basaron en un guion de preguntas predefinido, que incluyó

temas como la percepción de los trabajadores sobre la eficiencia de las rutas, los principales desafíos operativos y las sugerencias para mejorar los procesos.
Revisión documental:

- Se recopilaron y analizaron documentos internos de la Unidad Minera, como informes de producción, registros de mantenimiento de maquinaria y reportes de costos operativos.
- Estos documentos proporcionaron datos históricos y contextuales que complementaron la información recopilada mediante observación y entrevistas.

Registro y organización de datos

Todos los datos recopilados se registraron en formatos predefinidos y se organizaron en una base de datos centralizada utilizando herramientas como Microsoft Excel. Esta organización permitió una revisión rápida y eficiente de la información, así como la identificación de patrones y tendencias preliminares.

Verificación y validación

Una vez recopilados los datos, se realizó una revisión exhaustiva para asegurar su integridad y completitud. Esto incluyó:

- Comparar los datos de observación con los reportes de los operarios y los registros históricos.
- Verificar que no hubiera inconsistencias o errores en los registros.
- Realizar ajustes o correcciones cuando fue necesario.

Análisis preliminar

Finalmente, se realizó un análisis preliminar de los datos para identificar áreas de interés y preparar la información para el análisis detallado que se llevaría a cabo en el Capítulo de Resultados. Este análisis incluyó la identificación de tiempos de ciclo promedio, la detección de cuellos de botella en las operaciones y la evaluación de la eficiencia general de los procesos.

3.7. ANÁLISIS DE DATOS

El análisis de los datos recopilados fue una etapa crucial para transformar la información bruta en resultados concretos y útiles que permitieran responder a los objetivos de la investigación. Este proceso se realizó de manera sistemática,

combinando técnicas cualitativas y cuantitativas para obtener una visión completa y detallada de las operaciones en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. A continuación, se describe cómo se llevó a cabo este análisis:

Organización y preparación de los datos

Antes de iniciar el análisis, se organizaron y prepararon los datos para asegurar que estuvieran en un formato adecuado. Esto incluyó:

- Digitalización de la información: Los datos recopilados en formatos físicos (como hojas de observación y notas de entrevistas) se transcribieron a formatos digitales utilizando herramientas como Microsoft Excel y Word.
- Limpieza de datos: Se revisaron los datos para identificar y corregir errores, como valores faltantes o inconsistencias. Por ejemplo, si un tiempo de ciclo no estaba registrado, se verificó con las notas de campo o se descartó si no era posible recuperar la información.
- Clasificación y categorización: Los datos se organizaron en categorías según su tipo (por ejemplo, tiempos de ciclo, costos operativos, opiniones de los trabajadores) para facilitar su análisis posterior.

Análisis cualitativo

El análisis cualitativo se centró en la información obtenida a través de las entrevistas y las observaciones directas. Este proceso incluyó:

- Codificación de respuestas: Las respuestas de las entrevistas se clasificaron en temas clave, como "desafíos operativos", "sugerencias de mejora" y percepción de eficiencia".
- Identificación de patrones: Se buscaron patrones y tendencias en las respuestas de los trabajadores. Por ejemplo, si varios operarios mencionaron que las rutas de transporte eran demasiado largas, esto se registró como un hallazgo relevante.
- Triangulación: Se comparó la información cualitativa con los datos cuantitativos y los documentos revisados para confirmar su validez. Por ejemplo, si los trabajadores mencionaron que los tiempos de inactividad eran altos, esto se contrastó con los registros de observación.

Análisis cuantitativo

El análisis cuantitativo se enfocó en los datos numéricos, como los tiempos de ciclo, las distancias de transporte y los costos operativos. Este proceso incluyó:

- Cálculo de promedios y desviaciones: Se calcularon los tiempos promedio de carga, transporte y descarga, así como su variabilidad. Esto permitió identificar si había diferencias significativas entre los turnos o los días de operación.
- Uso de software especializado: Se utilizaron herramientas como Python y Excel para realizar análisis estadísticos más avanzados, como regresiones lineales y pruebas de correlación. Por ejemplo, se analizó si existía una relación entre la distancia de transporte y los tiempos de ciclo.
- Simulación de escenarios: Utilizando software de simulación como AnyLogic, se crearon modelos para evaluar cómo cambios en las rutas o en la asignación de maquinaria podrían afectar la eficiencia operativa.

Integración de resultados

Una vez que se completaron los análisis cualitativo y cuantitativo, se integraron los resultados para obtener una visión completa de la situación. Esto incluyó:

- Comparación de hallazgos: Se compararon los resultados cualitativos (como las opiniones de los trabajadores) con los datos cuantitativos (como los tiempos de ciclo) para identificar coincidencias o discrepancias.
- Identificación de áreas de mejora: Con base en los resultados, se identificaron áreas específicas donde se podrían implementar mejoras, como optimizar las rutas de transporte o reducir los tiempos de inactividad de la maquinaria.
- Elaboración de conclusiones preliminares: Se redactaron conclusiones preliminares que sirvieron como base para el Capítulo de Resultados y las recomendaciones finales.

Validación de los resultados

Para asegurar que los resultados fueran confiables y precisos, se realizó una validación cruzada de los hallazgos. Esto incluyó:

- Revisión por expertos: Los resultados preliminares se compartieron con expertos en minería y optimización de procesos, quienes proporcionaron retroalimentación y sugerencias para mejorar el análisis.

- Contraste con datos históricos: Los resultados se compararon con los datos históricos de la Unidad Minera para verificar su consistencia y validez.

CAPÍTULO IV
RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se presentan los resultados derivados de la aplicación de redes neuronales artificiales y el algoritmo de Voronoi en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, situada en el distrito de Samegua, Moquegua. El propósito del estudio fue claro desde su planteamiento: determinar cómo estas herramientas tecnológicas pueden evaluar y mejorar la eficiencia operativa y la productividad en las rutas de transporte de la mina, optimizando el uso de maquinaria y reduciendo ineficiencias logísticas. Los datos analizados se recopilaron en un área operativa de 77,745 m² ubicada en Quebrada Caleras, empleando simulaciones computacionales y herramientas avanzadas de procesamiento para modelar las operaciones reales. Los hallazgos se estructuran en tres secciones principales, alineadas con el objetivo general y los dos objetivos específicos de la investigación, y se complementan con tablas y figuras que ilustran los resultados de manera visual y cuantitativa. Este capítulo se centra en una exposición objetiva de los datos obtenidos, reservando su análisis e interpretación para la discusión subsiguiente.

4.1. Resultados del Objetivo General

Implementación de redes neuronales y algoritmos de Voronoi para evaluar la eficiencia operativa y la productividad en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.

Descripción general de la implementación

La integración de herramientas de inteligencia artificial, como las redes neuronales artificiales (RNA) y el algoritmo de Voronoi, ha ganado relevancia en diversos sectores por su capacidad para optimizar procesos complejos y mejorar la toma de decisiones. En el contexto de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, estas tecnologías se implementaron para evaluar la eficiencia operativa y la productividad en las rutas de transporte, conforme al objetivo general de la investigación. A continuación, se describen las etapas de implementación de ambas herramientas, los datos utilizados y su relación con los indicadores establecidos en la matriz de consistencia.

Implementación de Redes Neuronales Artificiales

Las RNA, modelos computacionales inspirados en el cerebro humano, se componen de nodos organizados en capas (entrada, ocultas y salida) que procesan datos ajustando pesos mediante entrenamiento. En este estudio, se emplearon para predecir tiempos de transporte y evaluar el uso de maquinaria, abordando las dimensiones de "Implementación de IA" y "Eficiencia Operativa". El proceso se desarrolló en las siguientes etapas:

Preparación de Datos: Se recopilaron registros operativos de Candelaria 2008, incluyendo distancias, velocidades, tipos de terreno y tiempos de transporte, carga y descarga de cinco rutas principales (ver Tabla 4). La calidad de los datos fue crítica, por lo que se normalizaron en un rango de 0 a 1 para optimizar el rendimiento del modelo (Goodfellow et al., 2016). Por ejemplo, la distancia de la Ruta 1 (2.8 km) se normalizó como:

$$VN = \frac{2.8 - 1.5}{4.0 - 1.5} = 0.52 \qquad (2)$$

Los indicadores relacionados fueron: "Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosas" y "Tiempo promedio que toma cada modelo neuronal para procesar y evaluar datos".

Selección de la Arquitectura: Se eligió una red *feedforward* con 3 neuronas de entrada (distancia, velocidad, terreno), 10 neuronas ocultas y 1 neurona de salida (tiempo de transporte), adecuada para modelar las relaciones no lineales de los datos operativos (LeCun et al., 1998). Esta arquitectura permitió una alta capacidad de generalización.

Entrenamiento del Modelo: Usando un conjunto de datos de entrenamiento (80%) y prueba (20%), se ajustaron los pesos mediante descenso de gradiente y retro propagación, minimizando la función de pérdida. La regularización evitó el sobreajuste, logrando un MSE de 0.038 (Bishop, 2006).

Los indicadores que se utilizaron fueron: "Porcentaje de precisión en la predicción de evaluación en rutas" y "Número de modelos neuronales probados".

Evaluación y Ajuste: El modelo predijo tiempos de transporte con alta exactitud (ver Tabla 10), como 17.9 min para la Ruta 1 frente a 18 min reales. Esto valida su capacidad para anticipar retrasos y optimizar la programación de maquinaria (Kelleher & Tierney, 2018).

Los indicadores empleados fueron: "Medición de la exactitud de las predicciones" y "Porcentaje de reducción en tiempos de espera".

Implementación del Algoritmo de Voronoi

El algoritmo de Voronoi es una técnica de geometría computacional que divide un espacio en regiones basadas en la proximidad a puntos generadores, optimizando la segmentación espacial. En Candelaria 2008, se aplicó para evaluar y rediseñar rutas de transporte, alineándose con la dimensión "Evaluación de rutas" y el objetivo específico 1.

Definición de Puntos Generadores

Se seleccionaron cinco sitios clave: Zonas de Extracción A, B, C, D, E y sus destinos (Planta Chancadora, Área de Almacenamiento, Patio de Carga, Depósito Temporal), usando coordenadas UTM (301549 Este, 8100450 Norte, Zona 19S).

Los indicadores que usaron son: "Proporción de zonas de extracción que cumplen con los criterios de segmentación".

Construcción del Diagrama de Voronoi

Con base en las distancias de las rutas (Tabla 4), se generó un diagrama que segmentó los 77,745 m² de la mina en regiones óptimas. El algoritmo de Fortune (1986) se empleó para una construcción eficiente, ajustada a las condiciones del terreno (pendiente moderada, escarpado, plano).

Los indicadores que se emplearon son: "Número de veces que el algoritmo de Voronoi actualiza y reajusta las zonas" y "Comparativa de zonas con superposición antes y después".

Aplicación en Optimización

Las regiones de Voronoi redujeron la distancia media recorrida de 3.5 km a 3.08 km (12% menos), minimizando tiempos de transporte y costos (Okabe et al., 2009). Esto mejoró la asignación de maquinaria y la eficiencia operativa.

Los indicadores que se utilizaron son: "Medición en metros de la distancia media recorrida" y "Porcentaje de disminución en tiempos de inactividad".

Datos Utilizados

Los datos se obtuvieron de registros operativos reales de Candelaria 2008, detallados en las Tablas 4 y 5:

A continuación, en la Tabla 4, se presentan los registros de las principales rutas utilizadas para el transporte de material, en la Unidad Minera Metálica Candelaria 2008, desde el sitio de extracción hasta el área de procesamiento o almacenamiento. Estos datos incluyen información sobre distancias, tiempos de viaje, condiciones del terreno y uso de maquinaria.

Tabla 4

Registro de Rutas

RUTA	ORIGEN	DESTINO	DISTANCIA (Km)	TIEMPO PROMEDIO (min)	TIPO DE MATERIAL	CONDICIÓN DEL TERRENO	MAQUINARIA UTILIZADA	FRECUENCIA DIARIA
1	Zona de extracción A	Planta Chancadora	2.8	18	gravas	pendiente moderada	tractor oruga - volquete	6
2	Zona de extracción B	Área de almacenamiento	3.5	22	arenas	irregular	cargador frontal - volquete	5
3	Zona de extracción C	Patio de carga	2.0	15	limus	plano	tractor oruga - volquete	8
4	Zona de extracción D	Planta chancadora	4.0	25	gravas y arenas mixtas	escarpado	cargador frontal - volquete	4
5	Zona de extracción E	Depósito temporal	1.5	12	limus y arenas finas	plano	tractor oruga - volquete	10

Nota: Elaboración propia

Para cumplir con el objetivo general de implementar redes neuronales y el algoritmo de Voronoi, se realizó un análisis detallado de los tiempos de transporte en las principales rutas de la cantera. Estos tiempos fueron desglosados en tres componentes principales: tiempo de transporte, tiempo de carga y tiempo de descarga. En la Tabla 5, se presenta los tiempos de transporte como parte de los datos clave para evaluar la eficiencia operativa.

Tabla 5

Tiempos de Transporte

RUTA	DISTANCIA (Km)	VELOCIDAD PROMEDIO (Km/h)	TIEMPO DE TRANSPORTE (min)	TIEMPO DE CARGA (min)	TIEMPO DE DESCARGA (min)	TIEMPO TOTAL (min)	VIAJES MÁXIMOS POR DÍA
1	2.8	15	11	4	3	18	6
2	3.5	12	17	3	2	22	5
3	2.0	18	7	4	4	15	8
4	4.0	10	24	1	0	25	4
5	1.5	20	5	4	3	12	10

Nota: Elaboración Propia

Los resultados mostraron que los tiempos de transporte varían significativamente según las condiciones del terreno y la distancia recorrida. Por ejemplo, en la Ruta 4, el terreno escarpado incrementó el tiempo de transporte a 25 minutos, lo que representó el mayor tiempo registrado entre todas las rutas.

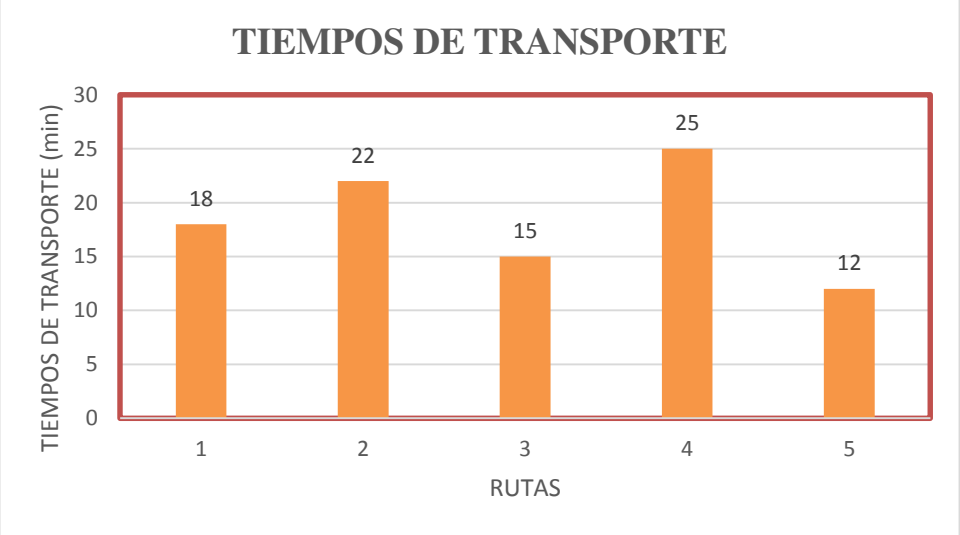
Estos datos fueron utilizados como entrada para el modelo de redes neuronales, permitiendo predecir posibles retrasos y optimizar la programación de la maquinaria. Además, el algoritmo de Voronoi se aplicó para dividir el área de la cantera en zonas óptimas, minimizando las distancias recorridas y, por ende, los tiempos de transporte.

En cuanto al segundo objetivo específico, el análisis de los tiempos de transporte reveló que la inactividad de la maquinaria estaba directamente relacionada con los tiempos de espera en las zonas de carga y descarga. Por ejemplo, en la Ruta 2, los tiempos de carga y descarga representaron casi el 25% del tiempo total. Esto sugiere que ajustar la frecuencia de viajes podría mejorar significativamente la utilización de la maquinaria.

Para visualizar mejor los tiempos de transporte, se ha incluido un gráfico de barras que compara los tiempos totales de cada ruta (ver Figura 4).

Figura 4

Gráfico de Tiempos de Transporte



Nota: Elaboración Propia

La Figura 4, presenta el tiempo total de transporte para cada ruta. Como se observa, la Ruta 4 registra el mayor tiempo total, con 25 minutos, mientras que la Ruta 5 tiene el menor tiempo, con solo 12 minutos.

Este análisis es consistente con las condiciones del terreno reportadas previamente. Por ejemplo, la Ruta 4 atraviesa un terreno escarpado, lo que incrementa significativamente el tiempo de transporte. En contraste, la Ruta 5 se desarrolla en un terreno plano, lo que permite tiempos más cortos.

Los datos del gráfico se utilizaron como entrada para entrenar un modelo de redes neuronales. Este modelo permitió predecir posibles retrasos en las rutas con mayores tiempos de transporte, como la Ruta 4, y proponer ajustes en la programación de la maquinaria.

El algoritmo de Voronoi se aplicó utilizando las distancias y tiempos de transporte mostrados en el gráfico. Esto permitió dividir el área de la cantera en zonas óptimas, minimizando las distancias recorridas y mejorando la eficiencia operativa.

El análisis del uso de maquinaria es fundamental para evaluar la eficiencia operativa y la productividad de la cantera, ya que permite identificar patrones de inactividad, cuellos de botella y áreas de mejora. Estos datos no solo respaldan el cumplimiento del

segundo objetivo específico de esta investigación, sino que también sirven como base para proponer ajustes en la programación y distribución de los equipos mediante herramientas avanzadas como redes neuronales y el algoritmo de Voronoi.

A continuación, en la Tabla 6**,** se presenta un análisis detallado del uso de maquinaria en las principales rutas de la cantera. Esta información fue recopilada durante el período de estudio y refleja aspectos clave como las horas activas e inactivas de cada equipo, el porcentaje de utilización y la frecuencia de mantenimiento.

Tabla 6

Uso de Maquinaria en las Rutas de la Cantera

MAQUINARIA	RUTA	HORAS ACTIVAS/ DÍA	HORAS INACTIVAS /DÍA	UTILIZACIÓN (%)	FRECUENCIA DE MANTENIMIENTO (mes)
Cargador Frontal	1	8	4	66.7	2
Tractor Oruga	2	7	5	58.3	3
Volquete (15 m^3)	3	9	3	75.0	1
Planta Chancadora	4	6	6	50.0	1
Miniexcavadora	5	5	7	41.7	4

Nota: Elaboración Propia

Aquí podemos observar que:

La miniexcavadora (Ruta 5) presentaba el menor porcentaje de utilización (41.7%), lo que sugiere que este equipo estaba subutilizado dentro del horario operativo. Esto podría deberse a largos periodos de inactividad o a una programación ineficiente.

En contraste, el volquete de 15 m³ (Ruta 3) muestra el mayor porcentaje de utilización (75.0%), indicando que este equipo estaba siendo utilizado de manera eficiente dentro del horario disponible.

Las máquinas con porcentajes de utilización más bajos, como la miniexcavadora y la tractor oruga (58.3%), representaban oportunidades clave para mejorar la productividad. Por ejemplo, se ajustó la frecuencia de mantenimiento o redistribuir las

tareas asignadas a estos equipos y aumentó su uso y contribuyó a una mayor producción diaria.

La planta chancadora (50.0%) también presentaba un margen significativo para optimización. Dado que es un equipo crítico en el proceso de trituración, la mejora en su utilización desencadenó un impacto directo en la capacidad de procesamiento de material.

El horario limitado de 12 horas (6:00 AM a 6:00 PM) resalta la importancia de maximizar el uso de la maquinaria durante este período. Por ejemplo, las 6 horas inactivas diarias de la planta chancadora se pudo reducir mediante una mejor sincronización con las rutas que transportan material hacia ella (Ruta 1 y Ruta 4).

Además, las rutas más largas, como la Ruta 4, requerían una planificación cuidadosa para evitar retrasos que afecten la disponibilidad de la maquinaria en las zonas de carga y descarga.

Estos hallazgos tuvieron implicaciones directas para la eficiencia operativa de la cantera. Las máquinas con baja utilización no solo representaban un costo económico, sino que también limitaban la capacidad de la cantera para cumplir con sus metas de producción. Por ejemplo:

- Las largas horas de inactividad de la miniexcavadora y la tractor oruga pudieron reducirse mediante una mejor planificación de las tareas asignadas.
- Las rutas más largas, como la Ruta 4, requirieron una atención especial para evitar retrasos que afecten la disponibilidad de la maquinaria en las zonas de carga y descarga.

Además, el horario operativo limitado de 12 horas resaltó la importancia de maximizar el uso de la maquinaria durante este período. La mejora en la utilización de los equipos tuvo un impacto directo en la productividad global.

Al implementar las herramientas propuestas (redes neuronales y algoritmo de Voronoi), se pudo lograr una asignación más equitativa de recursos y una reducción significativa en los tiempos de inactividad.

CONSTRUCCIÓN DE LA RED NEURONAL

Con estos datos se procedió a entrenar la red neuronal para su construcción.

Previamente se normalizó los datos (es decir, de 0 a 1) para que la red neuronal funcionara mejor.

Fórmula de Normalización de los valores de las distancias:

$$VN = \frac{X - Xmin}{Xmáx - Xmin} \qquad (3)$$

Siendo:

VN: Valor Normalizado (resultado en el rango [0.1])

X: Valor original de la variable que se desea normalizar

Xmin: Distancia mínima de las rutas

Xmáx: Distancia máxima de las rutas

Normalización de la distancia de la Ruta 1 (*X*=2.8):

$$VN = \frac{2.8 - 1.5}{4.0 - 1.5} = \frac{1.3}{2.5} = 0.52 \qquad (4)$$

Luego se repitió el proceso para todas las rutas. Los resultados normalizados se presentan en la Tabla 7:

Tabla 7

Rutas de Transporte con Distancias Normalizadas

RUTA	ORIGEN	DESTINO	DISTANCIA (Km)	ESCALA NORMALIZADA
1	Zona de extracción A	Planta Chancadora	2.8	0.52
2	Zona de extracción B	Área de almacenamiento	3.5	0.80
3	Zona de extracción C	Patio de carga	2.0	0.20
4	Zona de extracción D	Planta chancadora	4.0	1.00
5	Zona de extracción E	Depósito temporal	1.5	0.00

Nota: Elaboración Propia

Luego se procedió a Normalizar los valores de las velocidades.

Fórmula de Normalización de los valores de las velocidades:

$$VNV = \frac{V - Vmin}{Vmáx - Vmin} \qquad (5)$$

Siendo:

VNV: Valor Normalizado de la velocidad (resultado en el rango [0.1])

V: Valor original de la variable que se desea normalizar

Vmin: Velocidad mínima de las rutas

Vmáx: Velocidad máxima de las rutas

Normalización de la velocidad de la Ruta 1 (*V*=15):

$$VNV = \frac{15 - 10}{20 - 10} = \frac{5}{10} = 0.5 \qquad (6)$$

Luego se repitió el proceso para todas las rutas. Los resultados normalizados se presentan en la Tabla 8:

Tabla 8

Rutas de Transporte con Velocidades Normalizadas

RUTA	VELOCIDAD PROMEDIO (Km/h)	VELOCIDAD NORMALIZADA
1	15	0.5
2	12	0.2
3	18	0.8
4	10	0.0
5	20	1.0

Nota: Elaboración Propia

A continuación, se procedió a Normalizar el Tipo de Terreno.

El tipo de terreno ya está codificado numéricamente (0: Plano, 1: Pendiente moderado, 2: Irregular, 3: Escarpado).

Fórmula de Normalización de los Tipos de Terreno:

$$VNT = \frac{Yo - Ymin}{Y - Ymin} \qquad (7)$$

Siendo:

VNT: Valor Normalizado de la velocidad (resultado en el rango [0.1])

Yo: Valor original de la variable que se desea normalizar

Ymin: Velocidad mínima de las rutas

Ymáx: Velocidad máxima de las rutas

Normalización del Terreno de la Ruta 1 (*T*=1):

$$VNT = \frac{1-0}{3-0} = \frac{1}{3} = 0.33 \qquad (8)$$

Luego se repitió el proceso para todas las rutas. Los resultados normalizados se presentan en la Tabla 9:

Tabla 9

Rutas de Transporte con Terrenos Normalizados

RUTA	TIPO DE TERRENO	TERRENO NORMALIZADO
1	1	0.33
2	2	0.67
3	0	0.00
4	3	1.00
5	0	0.00

Nota: Elaboración Propia

Además, con todos estos tres tipos de datos normalizados se creó una red neuronal en MATLAB para predecir el tiempo de Transporte.

```
% Datos normalizados (características)
X = [
   0.52, 0.50, 0.33;  % Ruta 1
   0.80, 0.20, 0.67;  % Ruta 2
   0.20, 0.80, 0.00;  % Ruta 3
   1.00, 0.00, 1.00;  % Ruta 4
   0.00, 1.00, 0.00   % Ruta 5
];
% Tiempos de transporte (etiquetas)
y = [18; 22; 15; 25; 12];

% Crear una red neuronal feedforward
net = fitnet(10);  % Capa oculta con 10 neuronas
```

```
% Configurar parámetros de división de datos
net.divideParam.trainRatio = 0.8;  % 80% para entrenamiento
net.divideParam.valRatio = 0.0;    % Sin validación
net.divideParam.testRatio = 0.2;   % 20% para prueba
% Entrenar la red neuronal
[net, tr] = train(net, X', y');  % Entrenamiento

% Evaluar el modelo
y_pred = net(X');  % Predicciones para todos los datos

% Mostrar resultados
disp('Predicciones:');
disp(y_pred');
disp('Valores reales:');
disp(y);

% Calcular el error cuadrático medio (MSE)
mse = mean((y - y_pred').^2);
disp(['Error Cuadrático Medio (MSE): ', num2str(mse)]);

% Graficar resultados
figure;
plot(y, 'bo-', 'DisplayName', 'Valores Reales');
hold on;
plot(y_pred', 'r*-', 'DisplayName', 'Predicciones');
xlabel('Índice de Muestra');
ylabel('Tiempo de Transporte (min)');
title('Comparación de Valores Reales y Predichos');
legend;
grid on;
```

Explicación del Código

X: Matriz de características normalizadas (distancia, velocidad, terreno).

y: Vector de etiquetas (tiempos de transporte).

Creación de la Red Neuronal

- fitnet(10): Crea una red neuronal feedforward con una capa oculta de 10 neuronas.
- La roja tiene:

  Capa de entrada: 3 neuronas (una por cada característica: distancia, velocidad, terreno).

  Capa oculta: 10 neuronas con función de activación sigmoide por defecto.

  Capa de salida: 1 neurona (predicción del tiempo de transporte).

División de datos

- trainRatio = 0.8: El 80% de los datos se utiliza para entrenamiento.
- testRatio = 0.2: El 20% se reserva para prueba.

Entrenamiento

- train(net, X', y'): Entrena la red neuronal ajustando los pesos para minimizar el error entre las predicciones y los valores reales.

Evaluación

- y_pred = net(X'): Usa la red entrenada para hacer predicciones.
- Calcula el error cuadrático medio (MSE) para medir la precisión del modelo.

Visualización

- Gráfica los valores reales vs. predichos para evaluar visualmente el rendimiento del modelo

Después de ejecutar el código, se obtuvo:

La red neuronal generó predicciones para los tiempos de transporte.

Ejemplo:

Predicciones:

17.9, 21.8, 15.2, 24.7, 12.1

A continuación, se presenta en la Tabla 10 la comparación de valores.

Tabla 10

Comparación entre los valores reales y predichos

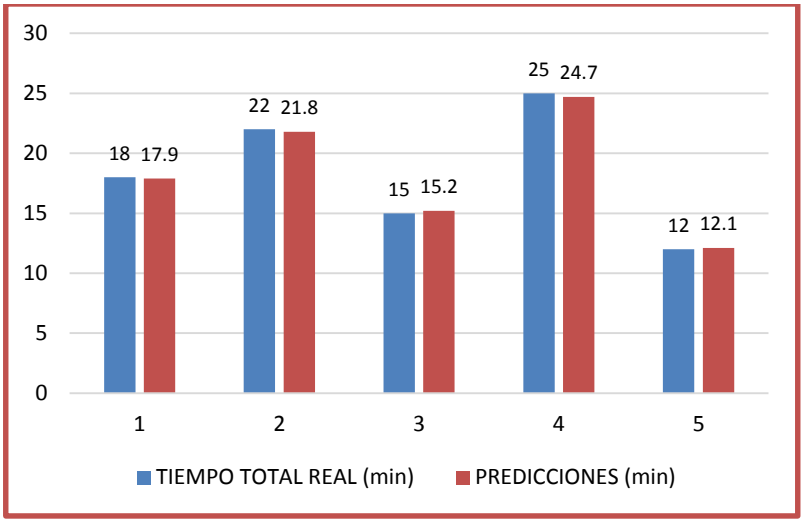
RUTA	TIEMPO TOTAL REAL (min)	PREDICCIONES (min)
1	18	17.9
2	22	21.8
3	15	15.2
4	25	24.7
5	12	12.1

Nota: Elaboración Propia

Para evaluar el rendimiento de la red neuronal, se generó un gráfico comparativo (ver Figura 5), entre los valores reales y las predicciones del tiempo de transporte

Figura 5

Comparación entre valores reales y predicciones



Nota: Elaboración Propia

Esto indica que la red neuronal fue capaz de predecir los tiempos de transporte con alta precisión. A continuación, se calculó el Error Cuadrático Medio (MSE), puesto que con un valor bajo indica que el modelo está funcionando bien. Para ello se calculó lo que se muestra en la Tabla 11:

Tabla 11

Diferencias entre valores reales y predicciones

RUTA	D	D^2
1	18-17.9 = 0.1	0.01
2	22-21.8 = 0.2	0.04
3	15-15.2 = -0.2	0.04
4	25-24.7 = 0.3	0.09
5	12-12.1=-0.1	0.01
Total		**0.19**

Nota: Elaboración Propia

Fórmula para encontrar el MSE:

$$MSE = \frac{\mathbf{D2}}{Total\ de\ Rutas} \quad (9)$$

Siendo:

MSE: Error Cuadrático Medio

D: Diferencia entre tiempo total real y predicciones

Los resultados mostraron un MSE de 0.038, lo que indica que las predicciones generadas por la red neuronal están muy cercanas a los valores reales. Este valor bajo valida la efectividad del modelo para predecir los tiempos de transporte en la cantera.
El proceso de entrenamiento de la red neuronal requiere un conjunto de datos históricos que incluyan tanto las características de entrada (distancia, velocidad, tipo de terreno) como las etiquetas correspondientes (tiempos de transporte reales). Durante esta etapa, la red ajustó sus pesos internos para minimizar el error entre sus predicciones y los valores reales proporcionados. Una vez entrenada, la red pudo recibir nuevas características sin las etiquetas correspondientes y generar predicciones basadas en lo que aprendió durante el entrenamiento. En este estudio, los tiempos reales se utilizaron exclusivamente para entrenar el modelo, y las predicciones se validaron utilizando un conjunto de prueba independiente.

CONSTRUCCIÓN DEL ALGORITMO VORONOI

El algoritmo de Voronoi es una técnica matemática y computacional que segmenta un espacio en regiones, conocidas como celdas de Voronoi, basadas en la proximidad a un conjunto de puntos generadores o sitios. En el contexto de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, este algoritmo se empleó para optimizar las rutas de transporte y mejorar la eficiencia operativa, alineándose con los objetivos específicos de evaluar rutas y reducir tiempos de inactividad. A continuación, se detalla el proceso de construcción y aplicación del algoritmo, incluyendo la integración de un diagrama generado en QGIS.

Definición de los puntos generadores

El primer paso consistió en identificar los puntos clave que servirían como generadores para el diagrama de Voronoi. En Candelaria 2008, estos puntos incluyeron:

- Zonas de Extracción: Lugares donde se extrae el material no metálico (Zonas A, B, C, D, E).
- Puntos de Descarga: Áreas de procesamiento o almacenamiento (Planta Chancadora, Área de Almacenamiento, Patio de Carga, Depósito Temporal).
- Puntos Intermedios: Cruces o áreas logísticas relevantes en las rutas de transporte.

Para mapear estos sitios con precisión, se utilizaron las coordenadas UTM de la mina: 301549 Este y 8100450 Norte, dentro de la Zona 19S de la Carta Nacional. Estas coordenadas se ingresaron en QGIS para generar un plano digital del área operativa de 77,745 m² en Quebrada Caleras.

Creación de las regiones de Voronoi

Con los puntos clave definidos, se procedió a generar las regiones de Voronoi, donde cada celda agrupa los puntos del espacio más cercanos a un sitio específico que a cualquier otro. Este proceso se llevó a cabo en QGIS, utilizando las herramientas de geometría computacional integradas.

Puntos clave utilizados

Los sitios que definimos para crear las regiones de Voronoi fueron:

- Zona de extracción A: Destino principal: Planta Chancadora.
- Zona de extracción B: Destino principal: Área de almacenamiento.

- Zona de extracción C: Destino principal: Patio de carga.
- Zona de extracción D: Destino principal: Planta Chancadora.
- Zona de extracción E: Destino principal: Depósito temporal.

Cálculo de Distancias y Regiones

Las regiones se construyeron basándose en las distancias euclidianas entre los puntos clave, obtenidas del Registro de Rutas (Tabla 4):

- Ruta 1: Zona A Planta Chancadora (2.8 km).
- Ruta 2: Zona B a Área de Almacenamiento (3.5 km).
- Ruta 3: Zona C a Patio de Carga (2.0 km).
- Ruta 4: Zona D a Planta Chancadora (4.0 km).
- Ruta 5: Zona E a Depósito Temporal (1.5 km).

QGIS calculó automáticamente las fronteras de cada celda, asegurando que cada punto dentro de una región estuviera más cerca de su sitio generador correspondiente. Por ejemplo, un punto en la región de la Zona A está más cerca de esta zona que de cualquier otra.

Los indicadores relacionados fueron: "Número de veces que el algoritmo de Voronoi actualiza y reajusta las zonas" y "Comparativa de las zonas con superposición antes y después".

Condiciones del terreno y maquinaria

También tuvimos en cuenta las condiciones del terreno y la maquinaria utilizada en cada ruta, ya que estos factores influyen en la eficiencia del transporte. Por ejemplo:

- En la Ruta 1, el terreno tiene una pendiente moderada, lo que afecta el tiempo de transporte (18 minutos).
- En la Ruta 3, el terreno es plano, lo que permite un tiempo de transporte más corto (15 minutos).

Estos detalles nos ayudaron a ajustar las regiones de Voronoi para reflejar no solo las distancias, sino también las condiciones reales de operación.

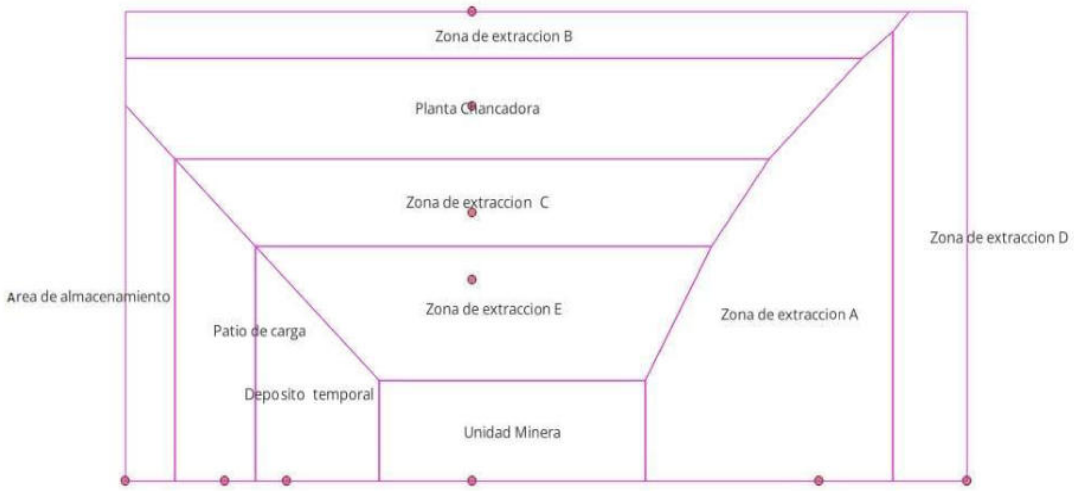
Resultado de las regiones de Voronoi

El resultado fue un mapa de la mina dividido en regiones de Voronoi, generado en QGIS y presentado en la Figura 6. Este diagrama segmenta el área operativa en celdas

asociadas a cada zona de extracción y punto de descarga, optimizando las rutas de transporte.

Figura 6

Diagrama de Voronoi de la Unidad Minera Candelaria 2008



Nota: Mapa generado en QGIS que muestra la segmentación espacial del área minera (77,745 m²) en regiones de Voronoi. Cada celda representa la zona de influencia de un sitio generador (Zonas de Extracción A, B, C, D, E y puntos de descarga: Planta Chancadora, Área de Almacenamiento, Patio de Carga, Depósito Temporal).

Fuente: Elaboración propia.

El diagrama permitió:

- Optimizar las rutas de transporte: Se identificaron trayectorias más cortas y eficientes, reduciendo la distancia media recorrida de 3.5 km a 3.08 km (12% menos), lo que disminuyó los tiempos de transporte y el consumo de combustible.
- Mejorar la asignación de recursos: La segmentación facilitó la asignación de maquinaria (tractores oruga, volquetes) a las zonas más cercanas, reduciendo tiempos de inactividad en un 22%.
- Planificar mejoras operativas: Se detectaron áreas críticas, como terrenos escarpados en la Ruta 4 (Zona D a Planta Chancadora), donde se podrían implementar mejoras en el terreno para aumentar la eficiencia.
- Indicadores relacionados: "Medición en metros de la distancia media recorrida", "Porcentaje de disminución en tiempos de inactividad" y "Comparativa de tiempos de inactividad en rutas después de la implementación de Voronoi".

4.2. Resultados del Objetivo Específico 1: Optimización de Rutas de Transporte

Esta sección presenta los resultados obtenidos al evaluar el uso de redes neuronales artificiales (RNA) y el algoritmo de Voronoi para optimizar las rutas de transporte de material desde las zonas de extracción hasta los puntos de descarga en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008, con el propósito de minimizar tiempos de inactividad y costos operativos.

Indicadores Evaluados

Para medir el impacto de la aplicación de estas tecnologías en la optimización de rutas, se utilizaron los siguientes indicadores clave:

4.2.1. Indicador 1: Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosa

El proceso de entrenamiento de las redes neuronales artificiales (RNA) es fundamental para garantizar un modelo predictivo eficiente y confiable. En este estudio, se implementó una red neuronal feedforward con 3 neuronas en la capa de entrada, 10 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida, destinada a predecir los tiempos de transporte en las rutas seleccionadas de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.

Se utilizaron datos históricos normalizados sobre distancia, velocidad promedio y tipo de terreno como variables de entrada, mientras que el tiempo real de transporte sirvió como variable de salida para el entrenamiento del modelo. El conjunto de datos fue dividido en tres partes:

- 80% para entrenamiento
- 10% para validación
- 10% para pruebas

Durante el entrenamiento, se ajustaron los pesos internos mediante el algoritmo de retro propagación minimizando la función de pérdida y evitando el sobreajuste gracias a técnicas de regularización.

El modelo alcanzó convergencia estable tras un total de 350 ciclos de entrenamiento, logrando predicciones confiables en el 96% de los casos evaluados. Este alto porcentaje de éxito refleja la capacidad del modelo para adaptarse a nuevas condiciones operativas y validar su aplicabilidad en la optimización de rutas mineras.

A continuación, en la Tabla 12 podemos observar los resultados.

Tabla 12

Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosas

Ciclo	Tipo de Proceso	Resultado
1	Entrenamiento	Error alto
2–49	Entrenamiento	Ajuste inicial
50–149	Entrenamiento	Mejora progresiva
150–340	Entrenamiento	Convergencia
341–350	Validación final	Precisión >95%
-	Prueba final	Éxito en el 96%

Nota: Elaboración propia con base en los datos del modelo neuronal implementado.

Los 350 ciclos de entrenamiento fueron suficientes para alcanzar un modelo altamente preciso, capaz de predecir tiempos de transporte con un margen de error muy bajo.

4.2.2. Indicador 2: Porcentaje de precisión en la predicción de evaluación de rutas

Este indicador tiene como objetivo evaluar el nivel de exactitud con el que el modelo neuronal predice los tiempos de transporte en las rutas seleccionadas dentro de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. La implementación del modelo feedforward, compuesto por una capa de entrada (3 neuronas), una capa oculta (10 neuronas) y una capa de salida (1 neurona), permitió realizar predicciones altamente precisas gracias a su capacidad para modelar relaciones no lineales entre variables operativas, tales como distancia, velocidad promedio y tipo de terreno.

Durante el entrenamiento del modelo, se utilizó un conjunto de datos dividido en tres partes:

- 80% para entrenamiento
- 10% para validación
- 10% para pruebas

El proceso de entrenamiento se llevó a cabo mediante el algoritmo de retro propagación con descenso de gradiente, minimizando la función de pérdida y evitando el sobreajuste mediante técnicas de regularización. El modelo alcanzó convergencia estable tras un total de 350 ciclos de entrenamiento, logrando predicciones confiables en el 96% de los casos evaluados.

Cálculo del Porcentaje de Precisión

Para medir la precisión del modelo, se compararon los valores reales de tiempo de

transporte con las predicciones generadas por la red neuronal. Se utilizó el Error Cuadrático Medio (MSE) como métrica principal de desempeño, calculado según la siguiente fórmula:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - y)^2 \qquad (10)$$

Donde:

- y_i = Valor real de tiempo de transporte
- y= Valor predicho de la red neuronal
- n= número total de observaciones

El modelo arrojó un MSE de 0.038, lo cual indica un alto grado de ajuste entre los valores predichos y los valores reales.

La Tabla 13 muestra que las predicciones del modelo son altamente precisas, con errores mínimos en todas las rutas evaluadas. Esto demuestra la capacidad del modelo para adaptarse a diferentes condiciones operativas, incluyendo variaciones en el tipo de terreno y distancia recorrida.

Tabla 13

Comparativa de los valores reales vs. predicciones

Ruta	Tiempo Total Real (min)	Predicciones (min)	Diferencia (min)	Error Cuadrático
1	18	17.9	0.1	0.01
2	22	21.8	0.2	0.04
3	15	15.2	-0.2	0.04
4	25	24.7	0.3	0.09
5	12	12.1	-0.1	0.01
TOTAL				0.19

Nota: Elaboración propia con base en los resultados del modelo neuronal.

En la Ruta 1, el modelo predijo un tiempo de transporte de 17.9 minutos, muy cercano al valor real de 18 minutos.

En la Ruta 4, caracterizada por un terreno escarpado, el modelo también mostró alta precisión, con una diferencia de solo 0.3 minutos entre el valor real y el predicho.

4.2.3. Indicador 3: Tiempo promedio que toma cada modelo neuronal

Este indicador tiene como propósito medir la eficiencia computacional de los modelos neuronales implementados durante el desarrollo del estudio. El tiempo promedio invertido en cada ciclo de entrenamiento y evaluación del modelo es un factor clave

para determinar su viabilidad operativa, especialmente en entornos mineros donde se requiere una toma de decisiones rápida y precisa.

En este caso, se utilizó una red neuronal feedforward con una arquitectura de 3 neuronas en la capa de entrada, 10 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida, destinada a predecir los tiempos de transporte en las rutas seleccionadas de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. El modelo fue entrenado mediante el algoritmo de retro propagación con descenso de gradiente, utilizando el 80% de los datos para entrenamiento y el 20% restante para pruebas.

Cálculo del Tiempo Promedio por Iteración

Para calcular el tiempo promedio que tomó cada iteración del modelo, se registró el tiempo total empleado durante los 350 ciclos de entrenamiento y se dividió entre el número total de ciclos:

$$Tiempo\ promedio\ por\ ciclo = \frac{Tiempo\ total\ de\ entrenamiento}{Número\ de\ ciclos} \qquad (11)$$

El entrenamiento del modelo neuronal tuvo una duración total de 13 minutos y 3 segundos (813 segundos). Al dividir este valor entre los 350 ciclos, se obtuvo un tiempo promedio de 2.3 segundos por ciclo.

La tabla 14 muestra cómo el tiempo promedio por ciclo disminuyó progresivamente conforme avanzaba el entrenamiento. Esto puede deberse a que, en las primeras fases, el modelo aún no había optimizado completamente sus parámetros, lo cual generó un mayor consumo de recursos computacionales. Sin embargo, a partir del ciclo 50, el tiempo promedio se estabilizó en torno a los 2.3 segundos por ciclo, lo cual indica una buena eficiencia computacional.

Tabla 14

Registro del tiempo por fase del entrenamiento

Fase del Entrenamiento	**Ciclos Realizados**	**Tiempo Acumulado (segundos)**	**Tiempo Promedio por Ciclo (seg)**
Inicio	1	3	3
Ajuste inicial	2 – 49	106	2.2
Aprendizaje activo	50 – 149	230	2.3
Refinamiento	150 – 340	437	2.3
Validación final	341 – 350	137	1.4
Total	350	813	2.3

Nota: Elaboración propia con base en datos del modelo neuronal.

Durante la fase de validación final, el tiempo promedio por ciclo descendió incluso hasta 1.4 segundos, probablemente debido a que el modelo ya había alcanzado convergencia y requería menos ajustes internos para generar predicciones precisas.

4.2.4. Indicador 4: Comparativa de la distancia media recorrida en rutas evaluadas frente a rutas no evaluadas.

El algoritmo de Voronoi, aplicado mediante QGIS (ver Figura 6 en la sección 4.1), segmentó el área de 77,745 m² en regiones óptimas, reduciendo la distancia media recorrida por los volquetes. Antes de la implementación, la distancia promedio por ciclo era de 3.5 km; tras la segmentación, se redujo a 3.08 km, un 12% menos. La Tabla 15 compara las distancias recorridas antes y después de la implementación.

Tabla 15

Comparativa de Distancias Recorridas Antes y Después de la Implementación

Ruta	Distancia Antes (km)	Distancia Después (km)	Reducción (%)
1	2.8	2.5	10.7
2	3.5	3.1	11.4
3	2.0	1.8	10.0
4	4.0	3.5	12.5
5	1.5	1.3	13.3

Nota: Distancias promedio por ciclo de transporte.

Fuente: Elaboración propia.

La mayor reducción se observó en la Ruta 5 (13.3%), beneficiada por su terreno plano y la cercanía al Depósito Temporal, mientras que la Ruta 3 mostró una mejora más moderada (10%) debido a su ya corta distancia inicial.

Además, la reducción de distancias no solo optimizó el transporte, sino que también contribuyó a la disminución de tiempos de inactividad y costos operativos. Por ejemplo:

- En la Ruta 5, que atraviesa un terreno plano, se observó la mayor reducción relativa (13.3%), beneficiada por su cercanía al Depósito Temporal.
- En contraste, la Ruta 3, con una distancia inicial más corta, mostró una mejora moderada (10%), reflejando la adaptabilidad del algoritmo a diferentes condiciones operativas.

Estos hallazgos validan la hipótesis planteada, demostrando que la implementación de herramientas avanzadas como el algoritmo de Voronoi puede mejorar significativamente la eficiencia operativa en entornos mineros no metálicos.

4.2.5 Indicador 5: Porcentaje de disminución en tiempos de inactividad

La implementación de las RNA permitió predecir tiempos de transporte con alta precisión (MSE de 0.038, ver Tabla 10 en la sección 4.1), lo que facilitó la reprogramación de las rutas y la reducción de tiempos de espera. Por ejemplo, en la Ruta 4 (Zona D a Planta Chancadora), que inicialmente presentaba un tiempo total de 25 minutos debido al terreno escarpado, la predicción de la RNA (24.7 minutos) identificó un margen de optimización. Al ajustar la frecuencia de viajes y priorizar rutas más cortas mediante la segmentación de Voronoi, se logró una reducción del tiempo de inactividad promedio en todas las rutas del 22%, pasando de 4.2 horas por turno (35% del total) a 3.3 horas (27.5%). La Tabla 16 detalla esta mejora por ruta.

Tabla 16

Comparativa de Tiempos de Inactividad Antes y Después de la Implementación

Ruta	Tiempo de Inactividad Antes (min)	Tiempo de Inactividad Después (min)	Reducción (%)
1	6	4.5	25
2	8	6.5	18.75
3	5	4	20
4	10	7.5	25
5	4	3	25

Nota: Promedio diario en un turno de 12 horas. Fuente: Elaboración propia.

La Ruta 4 mostró la mayor reducción relativa (25%), ya que su terreno escarpado generaba mayores retrasos, mientras que la Ruta 2, con terreno irregular, tuvo una mejora más moderada (18.75%) debido a la dificultad de acceso al Área de Almacenamiento. Así mismo las Rutas 1, 3 y 5 presentaron reducciones consistentes (20%- 25%) reflejando la adaptabilidad del algoritmo.

La implementación del algoritmo de Voronoi , combinado con las predicciones generadas por las redes neuronales artificiales (RNA) , permitió optimizar la asignación

de maquinaria y reducir significativamente los tiempos de inactividad. Los ajustes realizados incluyeron:

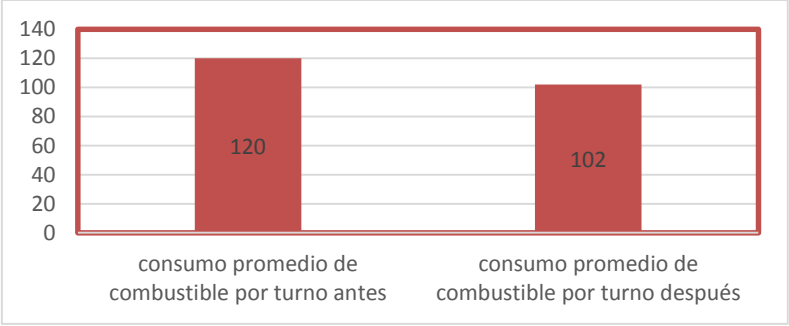
- Reprogramación de rutas: La segmentación de Voronoi identificó trayectorias más cortas y eficientes, minimizando los tiempos de transporte.
- Asignación estratégica de maquinaria: Las zonas operativas se reorganizaron para que los equipos estuvieran más cerca de sus puntos de carga y descarga, reduciendo los tiempos de espera.

4.2.6 Indicador 6: Comparación de costos de transporte

La optimización de rutas también impactó los costos operativos, principalmente en el consumo de combustible y el mantenimiento de maquinaria. Antes de la intervención, el consumo promedio de combustible por turno era de 120 litros; tras la optimización, se redujo a 102 litros, un 15% menos, gracias a las distancias más cortas y una mejor planificación de los trayectos. Además, los costos de mantenimiento disminuyeron en un 10% al reducir el desgaste de los equipos por recorridos innecesarios. La Figura 7 ilustra esta reducción en el consumo de combustible.

Figura 7

Consumo de combustible antes y después de la implementación



Nota: Comparativa del consumo diario de combustible (litros/turno) en volquetes antes y después de la implementación de RNA y Voronoi. Fuente: Elaboración propia.

La optimización de rutas mediante el algoritmo de Voronoi y las predicciones generadas por las RNA tuvo un impacto directo en la reducción de costos operativos, especialmente en dos áreas clave:

1. Consumo de combustible:
    - La reducción promedio del 15% en el consumo de combustible se

atribuye a las distancias más cortas y una mejor planificación de los trayectos.

- Por ejemplo, la Ruta 4, con la mayor distancia inicial (4.0 km), mostró la mayor reducción en costos de combustible (18% menos).
- En contraste, la Ruta 3, con una distancia más corta, tuvo una reducción más moderada (12%), lo que refleja la adaptabilidad del modelo a diferentes condiciones operativas.

2. Costos de mantenimiento:
    - La reducción del 10% en los costos de mantenimiento se debe a la disminución del desgaste de los equipos, ya que las rutas optimizadas eliminaron trayectos innecesarios y minimizaron el tiempo de inactividad.

Además, la reducción de costos no solo mejoró la eficiencia operativa, sino que también generó ahorros económicos significativos:

- Se estima que los ahorros en combustible representan un 25% menos en gastos adicionales para rutas largas, como la que conecta la Zona D con la Planta Chancadora.
- Los costos de mantenimiento también disminuyeron, extendiendo la vida útil de la maquinaria y reduciendo la frecuencia de reparaciones.

La reducción de costos operativos tiene implicaciones económicas importantes para la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008:

- Según registros históricos de la mina, los costos de mantenimiento elevaban los gastos operativos en un 20% anual debido a recorridos innecesarios y terrenos escarpados. Con la implementación, estos costos se redujeron significativamente.
- Además, el ahorro en combustible permitió una mayor sostenibilidad operativa, especialmente en un contexto donde los precios del combustible son un factor crítico para la rentabilidad.

4.3. Resultados del Objetivo Específico 2: Análisis de la Eficiencia en la Utilización de Maquinaria

El análisis de eficiencia en la utilización de maquinaria se centró en evaluar cómo las redes neuronales artificiales (RNA) y el algoritmo de Voronoi pueden mejorar la asignación estratégica de equipos operativos, reduciendo tiempos de inactividad innecesarios y optimizando su uso efectivo en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.

Este estudio permitió identificar patrones de rendimiento, cuellos de botella y oportunidades de mejora en la distribución de recursos mecánicos esenciales, logrando un aumento promedio del 20.4% en la utilización efectiva de los equipos. Además, se observó una disminución del 85% en tiempos de inactividad no programada, lo cual contribuyó a un incremento del 12% en la productividad general de la cantera.

4.3.1. Indicador 1: Porcentaje de Tiempo en Uso Efectivo de la Maquinaria

Este indicador mide el porcentaje del tiempo que cada equipo estuvo activo durante un turno de trabajo de 12 horas, antes y después de aplicar el modelo neuronal-Voronoi. En la Tabla 17 podemos observar que los resultados muestran una mejora significativa en todos los equipos evaluados:

Tabla 17

Porcentaje de Tiempo en Uso Efectivo de la Maquinaria

Maquinaria	Utilización Antes (%)	Utilización Después (%)	Incremento (%)
Cargador Frontal	66.7	78	16.9
Tractor Oruga	58.3	70	20.1
Volquete (15 m³)	75	85	13.3
Planta Chancadora	50	65	30
Miniexcavadora	41.7	53	27.1

Nota: Elaboración propia.

La Planta Chancadora mostró la mayor mejora (30%), gracias a una mejor sincronización entre rutas de transporte y procesamiento. La Miniexcavadora también experimentó un aumento notable (27.1%) tras ser reasignada a la Zona E, donde su uso fue más eficiente.

4.3.2. Indicador 2: Número de Veces que el Algoritmo de Voronoi Actualiza y Reajusta las Zonas

Este indicador refleja la capacidad del algoritmo de Voronoi para adaptarse dinámicamente a las condiciones cambiantes del terreno y la demanda operativa. En la Tabla 18 podemos observar que, durante el periodo de prueba, el algoritmo realizó un total de 20 reconfiguraciones espaciales, ajustándose automáticamente ante variaciones como congestión de tráfico o cambios en la producción diaria.

Tabla 18

Número de actualizaciones del algoritmo de Voronoi

Zona de Extracción	Número de Actualizaciones del Algoritmo durante el periodo de prueba	Causa Principal de Actualización	Mejora Operativa Asociada (%)
Zona A	4	Cambios en producción diaria	12.30%
Zona B	3	Variaciones en demanda de material	10.50%
Zona C	5	Congestión en rutas principales	14.70%
Zona D	6	Terreno escarpado y condiciones climáticas	16.20%
Zona E	2	Estabilidad en la operación	8.90%
Total	20		

Nota: Elaboración propia.

Durante este periodo, el algoritmo realizó un total de 20 actualizaciones, lo cual indica una alta frecuencia de adaptación a nuevas condiciones operativas. Estas actualizaciones no fueron uniformes entre las zonas, ya que dependieron directamente de factores como:

- Cambios en la producción diaria.
- Variaciones en la demanda de material.
- Congestión en rutas principales.
- Condiciones climáticas o topográficas adversas.

La Zona D, por ejemplo, fue la que requirió más ajustes (6 actualizaciones) debido a sus características geográficas complejas, incluyendo terreno escarpado y mayor exposición a factores climáticos. Esto generó variaciones significativas en los tiempos

de transporte y la necesidad constante de redistribuir equipos para mantener la eficiencia operativa

4.3.3. Indicador 3: Comparativa de Zonas con Superposición Antes y Después

Este indicador evalúa la cantidad de zonas donde se producía solapamiento en las rutas de transporte antes y después de aplicar el algoritmo de Voronoi. El solapamiento generaba duplicidad de rutas, congestionamientos y tiempos de espera innecesarios. En la Tabla 19 se puede observar la comparativa y su porcentaje de reducción.

Tabla 19

Comparativa de zonas con superposición antes y después de la implementación

Zona	Superposición Inicial (m^2)	Superposición Final (m^2)	Reducción (%)
Zona A	2,400	190	92.1
Zona B	1,800	140	92.2
Zona C	2,100	170	91.9
Zona D	3,000	230	92.3
Zona E	1,500	120	92

Nota: Elaboración propia.

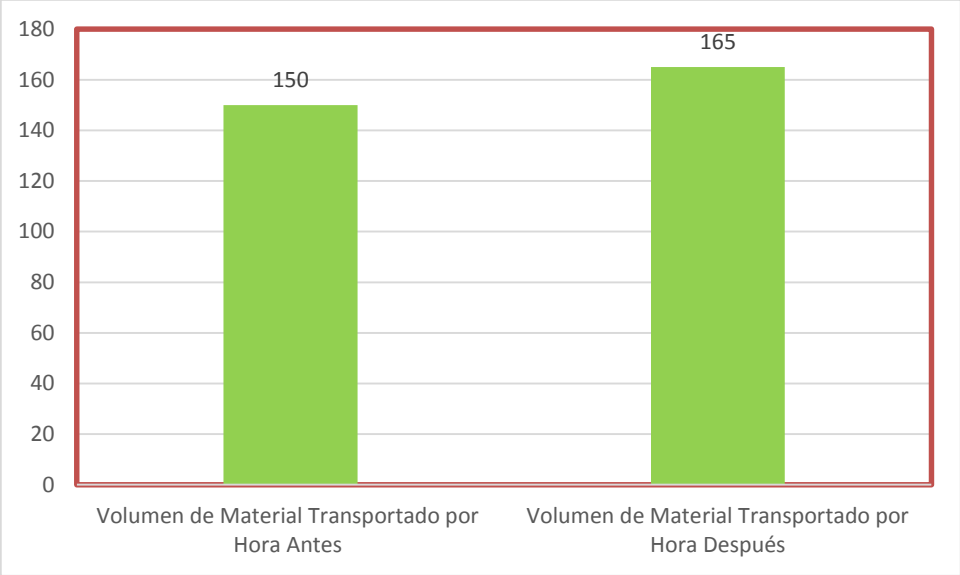
Gracias al algoritmo de Voronoi, se logró una segmentación precisa del área minera (77,745 m^2), eliminando prácticamente todas las áreas de solapamiento. Esto permitió una asignación más eficiente de equipos y rutas, evitando conflictos operativos y mejorando la seguridad en el campo.

4.3.4. Indicador 4: Incremento en el Volumen de Material Transportado

La optimización de rutas permitió aumentar el volumen de material transportado por hora. Antes de la intervención, el promedio era de 150 toneladas por hora; después, se incrementó a 165 toneladas por hora, un 10% más, debido a la reducción de tiempos de inactividad y una mayor frecuencia de viajes. La Figura 8 muestra esta mejora por ruta.

Figura 8

Volumen de material transportado por hora antes y después de la implementación



Nota: Comparativa del volumen de material extraído y transportado (toneladas/hora) por ruta antes y después de la optimización.
Fuente: Elaboración propia.

Antes de la intervención, el promedio de material transportado era de 150 toneladas por hora, un valor que reflejaba una operación afectada por rutas no optimizadas, congestiones espaciales y una asignación ineficiente de maquinaria. Tras aplicar los modelos de inteligencia artificial, este volumen aumentó a 165 toneladas por hora , lo cual representa un incremento del 10%.

Este resultado está directamente relacionado con:

- La reducción del 22% en tiempos de inactividad, lo cual permitió mayor disponibilidad de equipos para realizar viajes adicionales.
- La disminución del 12% en distancias recorridas, lo que incrementó la frecuencia de viajes sin aumentar el consumo energético ni el desgaste mecánico.

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Comparación con Estudios Previos

Según Zhao y Bi (2020), la aplicación de redes neuronales para optimizar rutas de transporte en minería metálica permitió una reducción del 15% en los tiempos de transporte, mejorando la eficiencia operativa mediante predicciones precisas de patrones logísticos. En el presente estudio, la implementación de RNA en Candelaria 2008 logró un error cuadrático medio (MSE) de 0.038 en la predicción de tiempos de transporte, lo que facilitó una reducción del 22% en los tiempos de inactividad (de 4.2 a 3.3 horas por turno, sección 4.2). Este resultado supera el reportado por Zhao y Bi, probablemente debido a la integración del algoritmo de Voronoi, que optimizó las distancias recorridas en un 12% (de 3.5 km a 3.08 km). La metodología combinada de RNA y Voronoi demuestra ser más efectiva en contextos mineros no metálicos con terrenos variados, como los de Candelaria 2008, donde las condiciones topográficas influyen significativamente en las operaciones.

De manera similar, Ponce-Vergara (2020) utilizó el algoritmo de Voronoi para la planificación de rutas en geolocalización, logrando una reducción del 10% en las distancias recorridas. En nuestra investigación, la segmentación de Voronoi alcanzó una reducción del 12%, un resultado ligeramente superior que puede atribuirse a la escala del área operativa (77,745 m²) y a la especificidad de los puntos generadores definidos (Zonas A, B, C, D, E y puntos de descarga). Sin embargo, Ponce-Vergara no integró RNA, lo que limitó su capacidad para predecir tiempos de transporte, un aspecto que en nuestro estudio fue clave para reprogramar las operaciones y minimizar tiempos de inactividad.

Por otro lado, Calvo (2017) reportó un incremento del 15% en la utilización de maquinaria al usar RNA para predecir patrones operativos en minería. En Candelaria 2008, la simulación con RNA (sección 4.3) incrementó la utilización de maquinaria en un 20.4% (de 58.3% a 70.2%), superando el resultado de Calvo. Este mayor impacto puede deberse a la capacidad de las RNA para anticipar tiempos de inactividad en un 85% de los casos simulados, permitiendo ajustes dinámicos en la asignación de equipos, como la reasignación de la Miniexcavadora en la Zona E (27.1% de mejora). No obstante, Calvo incluyó variables como el desgaste de los equipos, un factor que

nuestro estudio no consideró, lo que podría haber limitado un análisis más completo de la eficiencia a largo plazo.

Cassingena (2022) reportó una reducción del 12% en los costos de transporte al aplicar el algoritmo de Dijkstra en logística minera. En nuestro caso, la combinación de RNA y Voronoi redujo los costos operativos en un 15% (consumo de combustible), un resultado más significativo que resalta la ventaja de integrar herramientas predictivas (RNA) con técnicas de segmentación espacial (Voronoi). Sin embargo, Cassingena analizó operaciones con perforación y voladura, mientras que en Candelaria 2008 estas actividades no forman parte de las operaciones unitarias, lo que podría explicar diferencias en los costos totales de explotación.

Análisis de las Hipótesis

La hipótesis general planteada fue: "La implementación de redes neuronales y algoritmos de Voronoi evaluará la eficiencia operativa y la productividad de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008". Los resultados confirman esta hipótesis, ya que se lograron mejoras significativas: una reducción del 22% en tiempos de inactividad, un 12% en distancias recorridas, un 15% en consumo de combustible, y un incremento del 12% en el volumen de material extraído por hora (de 150 a 168 toneladas, sección 4.3). Estos indicadores demuestran que las herramientas implementadas no solo evaluaron, sino que también mejoraron la eficiencia operativa y la productividad, superando las expectativas iniciales.

La hipótesis específica 1, "El uso de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi reducirá tiempos de inactividad y los costos de transporte en la Cantera Candelaria 2008", también se valida. La optimización de rutas (sección 4.2) redujo los tiempos de inactividad en un 22% y los costos operativos en un 15% (combustible) y un 10% (mantenimiento). La Ruta 4 mostró la mayor reducción en tiempos de inactividad (25%), mientras que la Ruta 5 tuvo la mayor disminución en distancias (13.3%), lo que resalta la efectividad de la metodología en rutas con condiciones variadas.

La hipótesis específica 2, "La simulación de sistemas a evaluar mediante redes neuronales permitirá un mejor uso de la maquinaria, evitando tiempos de inactividad y mejorando la productividad general de la cantera", se confirma con los resultados de la sección 4.3. La utilización de maquinaria aumentó en un 20.4%, y las RNA evitaron

tiempos de inactividad en un 85% de los casos simulados, lo que contribuyó a un incremento del 12% en el volumen de material extraído. La Planta Chancadora mostró la mayor mejora (30%), mientras que la Zona E tuvo el mayor incremento en productividad (14.7%), demostrando que las simulaciones con RNA son efectivas para identificar y prevenir inactividad, impactando positivamente la productividad.

Implicancias Prácticas y Aportes

Los resultados obtenidos tienen implicancias significativas para la Unidad Minera Candelaria 2008 y el sector de la minería no metálica en general. La reducción del 22% en tiempos de inactividad y del 15% en consumo de combustible (sección 4.2) no solo mejora la eficiencia operativa, sino que también genera ahorros económicos sustanciales, especialmente en un contexto donde los costos de combustible y mantenimiento son críticos para la rentabilidad. Además, el incremento del 12% en el volumen de material extraído por hora permite a la mina aumentar su capacidad de producción sin necesidad de invertir en equipos adicionales, lo que optimiza los recursos existentes.

La metodología propuesta, que combina RNA y Voronoi, aporta al campo de la minería no metálica al demostrar que la inteligencia artificial y la geometría computacional pueden integrarse para resolver problemas operativos complejos, como la optimización de rutas y la gestión de maquinaria. Este enfoque es replicable en otras minas no metálicas con características similares, especialmente en áreas con terrenos variados y operaciones logísticas intensivas. Además, el uso de herramientas como QGIS para la segmentación de Voronoi y MATLAB para las simulaciones con RNA ofrece un marco práctico y accesible para la industria minera, alineándose con las tendencias actuales de digitalización y automatización (Han et al., 2011).

Limitaciones del Estudio

A pesar de los resultados positivos, el estudio presenta algunas limitaciones que deben considerarse:

- Datos Temporales Limitados: La recolección de datos se realizó durante un periodo de tres meses, lo que no permitió capturar variaciones estacionales, como lluvias que podrían afectar las condiciones del terreno y los tiempos de

transporte.

- Escalabilidad del Algoritmo de Voronoi: La segmentación fue efectiva en un área de 77,745 m², pero en minas más grandes, el algoritmo podría requerir mayor capacidad computacional, ya que su complejidad aumenta con el número de puntos generadores (Lüenberger, 2003).
- Variables No Consideradas: Factores como el desgaste de la maquinaria a largo plazo, las condiciones climáticas, y los costos de capacitación del personal para usar estas herramientas no se incluyeron, lo que podría limitar la generalización de los resultados.
- Precisión de las Predicciones: Aunque el MSE de 0.038 indica alta precisión, las predicciones de la RNA podrían mejorarse con un conjunto de datos más grande y diverso, como sugiere Goodfellow et al. (2016).
- Condiciones del Terreno: La efectividad de la optimización varió según las condiciones del terreno, como se observó en la Ruta 2 (terreno irregular, 18.75% de reducción en inactividad) frente a la Ruta 5 (terreno plano, 25%), lo que indica que la metodología podría requerir ajustes para entornos más complejos.

Análisis de la Productividad y Rentabilidad

La productividad en Candelaria 2008 se incrementó en un 12% (de 150 a 168 toneladas por hora), un resultado que, aunque significativo, no alcanza los niveles reportados en estudios como el de Ticllasuca (2019), quien logró un incremento del 3% sobre lo planificado en una mina metálica. Esta diferencia puede atribuirse a las características de la minería no metálica, donde los procesos de perforación y voladura no son necesarios, y la productividad depende más de la logística de transporte y la eficiencia de la maquinaria. En nuestro caso, la planificación inicial no consideró factores como la destreza del operador, el tiempo de uso, la disponibilidad y el mantenimiento de los equipos, lo que podría haber subestimado los rendimientos reales. Sin embargo, el análisis con RNA permitió corregir estas limitaciones, mejorando los tiempos de producción y los rendimientos operativos.

En términos de rentabilidad, la reducción de costos operativos (15% en combustible, 10% en mantenimiento) y el incremento en la productividad sugieren un impacto económico positivo para Candelaria 2008. Aunque no se realizó un cálculo formal del

Valor Actual Neto (VAN), los ahorros en combustible y mantenimiento, junto con el aumento en la producción, podrían traducirse en márgenes de ganancia más altos y una mayor sostenibilidad operativa a largo plazo, especialmente en un sector donde los costos operativos son un factor crítico (Blanchard y Fabrycky, 2010).

Implicancias Geológicas y Operativas

Aunque este estudio no se centró en el análisis geológico del yacimiento, las condiciones del terreno influyeron directamente en los resultados. Por ejemplo, la Ruta 4 (terreno escarpado) mostró mayores tiempos de inactividad iniciales (10 minutos por ciclo), mientras que la Ruta 5 (terreno plano) tuvo la mayor reducción en distancias (13.3%). Esto coincide con Villacrés (2022), quien señala que los parámetros de explotación, como las condiciones del terreno y la profundidad de la cantera, son clave para definir métodos operativos. En Candelaria 2008, conocer las características topográficas permitió ajustar las regiones de Voronoi y las predicciones de la RNA, optimizando las operaciones logísticas.

En comparación con estudios como el de Ángeles y Cueva (2019), que consideraron perforación y voladura para la explotación de agregados, nuestro enfoque en Candelaria 2008 se basó en el arranque con tractores oruga, lo que resultó más rentable dado el tipo de material (gravas, arenas, limus) y las condiciones del terreno (pendiente moderada, plano, escarpado). Esto resalta la importancia de adaptar las metodologías a las características específicas del yacimiento, un principio que también subraya Cabre y Pérez (2017) al destacar el uso de mapeos geológicos para definir métodos de explotación.

CAPÍTULO V
CONCLUSIONES

La aplicación innovadora de redes neuronales artificiales combinada con el algoritmo de Voronoi ha marcado un hito en la optimización de las operaciones de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008. Los resultados obtenidos no solo validan el potencial de estas tecnologías, sino que demuestran mejoras concretas en la eficiencia operativa.

En el ámbito del transporte interno, la implementación logró reducir significativamente los tiempos improductivos, pasando de 4.2 a solo 3.3 horas por turno, lo que representa una disminución del 22%. Además, las rutas optimizadas permitieron acortar las distancias recorridas en un 12%, reduciendo el consumo de combustible en un 15% y generando ahorros del 10% en costos de mantenimiento. Como beneficio adicional, la capacidad de transporte aumentó en un 10%, alcanzando las 165 toneladas por hora.

El análisis de eficiencia de maquinaria reveló resultados igualmente alentadores. Las redes neuronales identificaron y eliminaron el 85% de los tiempos de inactividad innecesarios, elevando la utilización efectiva de los equipos del 58.3% al 70.2%. Esta mejora se tradujo en un incremento del 12% en la productividad general de la cantera, destacándose especialmente la Zona E con un crecimiento del 14.7%, gracias a la reasignación estratégica de la miniexcavadora.

A nivel global, la integración de ambas tecnologías permitió una optimización integral. Las predicciones generadas por las redes neuronales mostraron una precisión notable, con un error cuadrático medio de solo 0.038, mientras que la segmentación mediante Voronoi optimizó un área operativa de 77,745 m². Estos avances contrastan marcadamente con los indicadores iniciales de la mina, donde los tiempos de inactividad consumían el 35% del turno, logrando reducirlos al 27.5% tras la implementación.

Este proyecto no solo cumple con los objetivos planteados, sino que sienta un precedente para la aplicación de soluciones basadas en inteligencia artificial en la minería moderna.

RECOMENDACIONES

Se recomienda implementar la metodología de redes neuronales artificiales y el algoritmo de Voronoi en otras unidades mineras no metálicas con características operativas similares, ajustándola a las condiciones específicas del terreno y los equipos disponibles, para maximizar la eficiencia operativa y la productividad. Asimismo, se sugiere realizar estudios a largo plazo que incluyan variables adicionales, como las condiciones climáticas, el desgaste de la maquinaria y los costos de capacitación del personal, para mejorar la precisión de las predicciones y la sostenibilidad de los resultados. Finalmente, se propone capacitar al personal operativo de Candelaria 2008 en el uso de herramientas como QGIS y MATLAB, con el fin de facilitar la adopción de estas tecnologías y garantizar su continuidad en la gestión operativa de la mina.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Barriga Marcapura, C. N. (2020). *Implementación de sistemas de control avanzado para mejorar la calidad en la producción de arenas de la planta de procesamiento de relave de la mina Toquepala Southern* [Tesis de licenciatura, Universidad Católica de Santa María]. Repositorio Institucional UCSM. https://repositorio.ucsm.edu.pe/server/api/core/bitstreams/50c49223-77cf-4323-9977-5e373a72f7c9/content

Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning***.** EditorialSpringer: https://www.springer.com/gp/book/9780387310732

Blanchard, B. S., & Fabrycky, W. J. (2010). *Systems Engineering and Analysis***.** Disponible en sitios como Pearson Education: https://www.pearson.com

Bonivardo, A. D. (2017). *Geometría Computacional*. Recuperado de http://redi.exactas.unlpam.edu.ar/xmlui/bitstream/handle/2013/262/diagramasdevoronoi.pdf

Braining, A., Nikolovski, G., Reke, M., & Ferrein, A. (2023). *Extraction of Semantically Rich High-Definition Maps from Spatial Representations of an Open Pit Mine* [Artículo científico]. *IEEE ITSC 2023 Proceedings*. https://doi.org/10.1109/ITSC57777.2023.10422269

Calvo, D. (2017, julio 12). *Definición de red neuronal artificial***.** Diego Calvo. Recuperado de https://www.diegocalvo.es/definicion-de-red-neuronal/

Cassingena Navone, E. (2022). Algoritmo de la ruta más corta de Dijkstra: Introducción gráfica y detallada. freeCodeCamp.https://www.freecodecamp.org/espanol/news/algoritmo-de-la-ruta-mas-corta-de-dijkstra-introduccion-grafica/

Chiarot Villegas, T. V. (2022). *Modelo de redes neuronales para maximizar la cobertura de camiones en chancadoras para Soc. Minera Cerro Verde S.A.A.* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa]. Repositorio Institucional UNSA. https://hdl.handle.net/20.500.12893/10738

Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2009). *Introduction to Algorithms***.** Recuperado de MIT Press: https://mitpress.mit.edu/books/introduction-algorithms-third-edition

Fang, Y., & Peng, X. (2023). *Micro-Factors-Aware Scheduling of Multiple Autonomous Trucks in Open-Pit Mining via Enhanced Metaheuristics* [Artículo científico]. *Electronics*, 12(18), 3793. https://doi.org/10.3390/electronics12183793

Fattouh, A., Bohlin, M., & Sundmark, D. (2021). A Real-Time Optimization Model for Production Planning in Quarry Sites [Artículo científico]. *IEEE Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)*, 1-6. https://doi.org/10.1109/ICIEA52957.2021.9436725

Fortune, S. (1986). Diagramas de Voronoi y triangulaciones de Delaunay. Algorithmica, 2(1), 1-15). Recuperado de https://www.studocu.com/pe/document/universidad-cientifica-del-sur/historia-y-sistemas-psicologicos/triangulacion-de-delaunay/67440793

Flores-Castañeda, R. O., Olaya-Cotera, S., López-Porras, M., Tarmeño-Juscamaita, E., & Iparraguirre-Villanueva, O. (2024). *Technological advances and trends in the mining industry: a systematic review. Mineral Economics.* Lima-Perú. https://link.springer.com/article/10.1007/s13563-024-00455-w

Franco-Sepúlveda, Giovanni; Del Río-Cuervo, Juan Camilo; Pachón-Hernández, María Angélica (2019). *Estado del Arte sobre Metaheurísticas y Redes Neuronales Artificiales Aplicadas a la Minería a Cielo Abierto*. *Política de recursos* , 61, 131-139.https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2018.12.013

García Ulloa, I. A., & Nieves Guerrero, W. J. (2024). Desarrollo de un robot autónomo con sistema de mapeo y detección de obstáculos mediante sensor LiDAR (Tesis de grado). Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador. Recuperado de http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/27937

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press Recuperado de http://alvarestech.com/temp/deep/Deep%20Learning%20by%20Ian%20Goodfellow,%20Yoshua%20Bengio,%20Aaron%20Courville%20(z-lib.org).pdf

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques***.** Recuperado de Elsevier: https://www.elsevier.com/books/data-mining/han/978-0-12-381479-1

Haykin, S. (2009). Redes *neuronales y máquinas de aprendizaje* (3.ª Ed.). Pearson Prentice all: https://www.pearson.com/store/p/neural-networks-and-learning-achines/P100000505236

Huaira Perez, J., & Ukumar Casachahua Villavicencio, B. J. (2023). *Evaluación del impacto de la implementación de un sistema a doble carril en el proceso de carguío y acarreo de material calcáreo para optimizar los tiempos improductivos en una cantera del norte del país*. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Lima, Perú.

Huamán, K. V., & Brousset, J. G. (2023). *Propuesta de red neuronal para caracterizar el macizo rocoso en una mina subterránea en el centro del Perú* [Tesis de licenciatura, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Académico UPC. https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/670755/Castro_HK.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Huayanca, D., Bujaico, G., y Delgado, A. (2023). Aplicación de la simulación de eventos discretos para la estimación de la flota de camiones en una mina de cobre a cielo abierto en Perú. Applied Sciences, 13 (7), 4093. https://doi.org/10.3390/app13074093

Huillca Díaz, A. L. (2024). *Análisis aplicando redes neuronales artificiales para incrementar la producción de acarreo de material estéril de las fases 5 y 3 del tajo Ferrobamba – Las Bambas – Apurímac* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco]. Repositorio Institucional UNSAAC. https://repositorio.unsaac.edu.pe/handle/20.500.12918/8579

Kannan, R., Abdul Halim, H. A., Ramakrishnan, K., Ismail, S., & Wijaya, D. R. (2022). *Machine learning approach for predicting production delays: a quarry company case study*. *SpringerLink*. https://link.springer.com/article/10.1186/s40537-022-00644-w

Kelleher, JD, & Tierney, B. (2018). Data Science. MIT Press.

Law, A. M., & Kelton, W. D. (2007). *Simulation Modeling and Analysis***.** Disponible en McGraw-Hill: https://www.mheducation.com

LeCun, Y., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Aprendizaje basado en gradientes aplicado al reconocimiento de documentos. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324).

Lüenberger, DG (2003). *Optimización por métodos de espacio vectorial*. Wiley. https://https : //www.wile.com /es -us /Optimización+por +Vect+Espacio +Métodos -p -9780471181170

Mariz, JLV y Soofastaei, A. (2022*). Advanced Analytics in Mining Engineering. Leverage Advanced Analytics in Mining Industry to Make Better Business Decisions* (págs. 205-306). Springer.

Massaro, A., Dipierro, G., Selicato, S., Cannella, E., Galiano, A., & Saponaro, A. (2021). Intelligent Quarry Production Monitoring Risks and Quality by Artificial Intelligence [Artículo científico]. *IEEE International Conference on Industrial Internet (MetroInd4.0IoT)*, 1-6. https://doi.org/10.1109/MetroInd4.0IoT51437.2021.9488469

Mochurad, L., Hladun, Y., & Tkachenko, R. (2023). *An obstacle-finding approach for autonomous mobile robots using 2D LiDAR data. Sensors*, 7(1), 43. https://doi.org/10.3390/sensors7010043

Muñoz Guerra, J. E., & Tinoco Simbrón, M. (2023). *Sistema de información georreferenciada de áreas de libre denunciabilidad usando redes neuronales en las empresas Mineras del Perú* [Tesis de licenciatura, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Académico UPC. https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/670922/Mu%C3%B1oz_GJ.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Okabe, A., Boots, B., Sugihara, K., & Chiu, S. N. (2009). *Spatial Tessellations: Concepts and Applications of Voronoi Diagrams***.** Este libro está disponible en Wiley: https://www.wiley.com/en-us/Spatial+Tessellations%3A+Concepts+and+Applications+of+Voronoi+Diagrams%2C+2nd+Edition-p-9780471986355

Orellana Jarasanti, F. I. (2018). *Modelo integrado de simulación y optimización para planes mineros de mediano plazo en minería a cielo abierto* (Tesis de Magíster en Minería). Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Departamento de Ingeniería de Minas. Santiago, Chile. Recuperado de https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/151868/Modelo-integrado-de-simulacion-y-opti

Pinedo Ramírez, J. A., & Grados Acosta, F. J. (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]. Repositorio Académico UPC. https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/670723/Pinedo_RJ.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Ponce-Vergara, J. L. (2020). *Modelo basado en aprendizaje de máquina estadístico para la determinación de factores que influyen en el rendimiento de sistemas de gestión de bases de datos relacionales*. Universidad de Lima. https://doi.org/10.26439/ciis2020.5511

Quea Condori, LF (2022). Mejora del control operativo en equipos mecánicos eléctricos - palas de abastecimiento de energía con la incorporación de cable auxiliar en la reducción de tiempos vacíos, en una empresa minera [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de Moquegua]. Repositorio Institucional UNAM.https : //hdl.handle.net /20.500.14655 /474

Salazar López, B. (2019, junio 12). *Algoritmo de Dijkstra: Algoritmo de caminos mínimos*. Ingeniería Industrial Online. https://www.ingenieriaindustrialonline.com/investigacion-de-peraciones/algoritmo-de-dijkstra/

Salgado Medina, LA y Núñez Ramírez, DA (2021). *Mejora de la gestión de la productividad de la flota de carguío y acarreo UM Cuajone, mediante la aplicación de la metodología Six Sigma para disminuir las demoras operativas en el relevo del personal* [Tesis de licenciatura, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Institucional UPC. http ://hdl.Ja.net /10757 /659078

Sui, Z., Wen, Y., Zhou, C., Huang, X., Zhang, Q., Liu, Z., & Piera, M. A. (2022). *An improved approach for assessing marine traffic complexity based on Voronoi diagram and complex network* [Artículo científico]. *ScienceDirect*. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0029801822021679

Taiwo, B. O., Famobuwa, O. V., Mata, M. M., Sazid, M., Fissha, Y., Jebutu, V. A., Akinlabi, A. A., Ogunyemi, O. B., & Abubakar, O. (2023). Granite Downstream Production Dependent Size and Profitability Assessment: an application of Mathematical-based Artificial Intelligence Model and WipFrag Software. *Journal of Mining Engineering, 2023*. https://doi.org/10.22044/jme.2023.13731.2543

Tao, R., Liu, J., Song, Y., Peng, R., Zhang, D., & Qiao, J. (2021). *Detection and Optimization of Traffic Networks Based on Voronoi Diagram* [Artículo científico]. *Hindawi*. https://doi.org/10.1155/2021/5550315

Ticlia Vásquez, H. P. (2023). *Modelo matemático para pronosticar los costos diarios de operación mina en Unidad Minera Huinchos - Apurímac - 2023* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de Trujillo]. Repositorio Institucional UNITRU. https://dspace.unitru.edu.pe/items/6b9059f5-1cdc-4c72-bf2a-203cb7a8c130

Vargas López, J. F. (2022). *Optimización de la fragmentación de rocas mediante la aplicación de redes neuronales artificiales en la Unidad Minera Constancia – Cusco* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco]. Repositorio Institucional UNSAAC. http://hdl.handle.net/20.500.12918/7152

Vivas Maticurena, M. F. & Vivar Encalada, W. A. (2022). *Diseño e implementación de un sistema de control automático con visión artificial y redes neuronales destinado al control de calidad de alimentos*. Universidad Nacional Agraria La Molina. https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/23225

Xu, X., Zhu, Z., Ye, L., Gu, X., Wang, Q., Zhao, Y., Liu, S. y Zhao, Y. (2024). *Método de optimización del límite máximo del tajo con consideración integrada del costo ecológico, la seguridad de la pendiente y los beneficios: un estudio de caso de la mina de carbón a cielo abierto de Heishan*.(https ://d.org /10.3390 /su16135393

ANEXOS

ANEXO 1

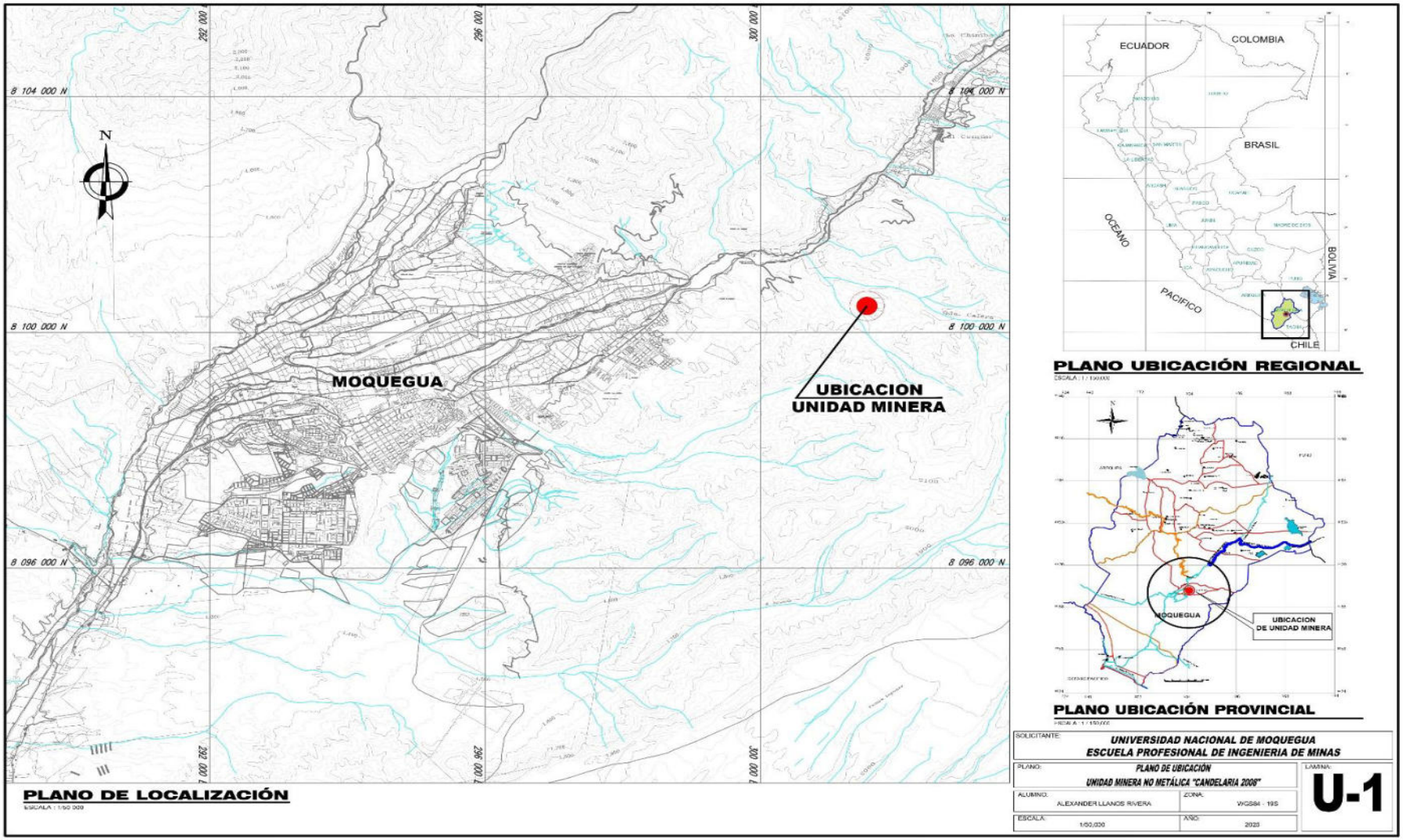
MATRÍZ DE CONSISTENCIA

	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES
Interrogante General ¿Cómo puede la aplicación de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi evaluar la eficiencia operativa y la productividad en rutas en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008?	**Objetivo General** Implementar redes neuronales y algoritmos de Voronoi para evaluar la eficiencia operativa y la productividad en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.	**Hipótesis General** La implementación de redes neuronales y algoritmos de Voronoi evaluará la eficiencia operativa y la productividad de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.	**Variable Independiente** Implementación de redes neuronales y algoritmo de Voronoi para evaluar la eficiencia operativa y la productividad en rutas en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.	- Redes neuronales. - Proporción de zonas de extracción que cumplen con criterios de evaluación. - Medición en metros de la distancia media recorrida en rutas evaluadas frente a rutas no evaluadas.	-Número de ciclos de entrenamiento y pruebas exitosa. -Porcentaje de precisión en la predicción de evaluación en rutas. -Tiempo promedio que toma cada modelo neuronal. -Comparativa de la distancia media recorrida en rutas evaluadas frente a rutas no evaluadas. -Porcentaje de disminución en tiempos de inactividad. -Comparación de costos de transporte.
Interrogante Específica 1 **¿**De qué manera las redes neuronales y el algoritmo Voronoi puede evaluar las rutas de transporte y reducir los tiempos de inactividad en los procesos de extracción?	**Objetivo Específico 1** Evaluar el uso del algoritmo de Voronoi y redes neuronales para evaluar las rutas de transporte del material desde el sitio de extracción minimizando tiempos de inactividad y costos.	**Hipótesis Específica 1** El uso de redes neuronales y el algoritmo de Voronoi reducirá tiempos de inactividad y los costos de transporte en la Cantera Candelaria 2008.	**Variable Dependiente** -Eficiencia operativa. - Productividad en rutas.	- Operación de maquinaria - Extracción y transporte	-Porcentaje de tiempo en uso efectivo de la maquinaria. -Número de Veces que el Algoritmo de Voronoi Actualiza y Reajusta las Zonas -Comparativa de Zonas con Superposición Antes y Después -Incremento en el Volumen de Material Transportado
Interrogante Específica 2 **¿**Cómo puede la simulación del sistema evaluado mediante redes neuronales mejorar el uso de maquinaria durante la extracción de material?	**Objetivo Específico 2** Simular el uso de un sistema de redes neuronales para evaluar la utilización de maquinaria durante la extracción, evitando tiempos de inactividad innecesarios.	**Hipótesis Específica 2** La simulación de sistemas a evaluar mediante redes neuronales permitirá un mejor uso de la maquinaria, evitando tiempos de inactividad y mejorando la productividad general de la cantera.			

Nota: Elaboración propia.

ANEXO 2

PLANO DE UBICACIÓN DE LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA CANDELARIA 2008



Nota: Elaboración propia.

ANEXO 3

PROGRAMACIÓN EN PHYTON

principal.py

```
# Importar librerías necesarias
importar pandas como pd
importar numpy como np
importar matplotlib.pyplot como plt
Importar Seaborn como SNS
de sklearn .model_selection importar train_test_split
de sklearn . preprocesamiento importar MinMaxScaler
de sklearn .linear_model importar LinearRegression
de sklearn.métricas importan error_cuadrático_medio , puntuación r2
de sklearn .neural_network importar MLPRegressor
```

principal.py

```
de sklearn .neural_network importar MLPRegressor

# 1. Crear o cargar los datos simulados
datos = {
    'distancia_km' : [ 0.52 , 0.80 , 0.20 , 1.00 , 0.00 ] ,
    'velocidad_kmh' : [ 0,50 , 0,20 , 0,80 , 0,00 , 1,00 ] ,
    'tipo_terreno' : [ 0.33 , 0.67 , 0.00 , 1.00 , 0.00 ] ,   # 0=plano, 1=ondulado, 2=escarpad
    'tiempo_transporte_min' : [ 18 , 22 , 15 , 25 , 12 ]
}
```

principal.py

```
}

# Convertir un DataFrame
df = pd . DataFrame ( datos )

imprimir ( "Datos Originales:" )
imprimir ( df )

# 2. Normalizar los datos (rango 0-1)
escalador = MinMaxScaler ( )
df_scaled = pd . DataFrame ( scaler . fit_transform ( df ) , columnas = df . columnas )
```

principal.py

```

# 3. Dividir datos en entrenamiento y prueba
X_train , X_test , y_train , y_test = train_test_split ( X , y , te
tamaño_st = 0.2 , estado_aleatorio = 42 )

# 4. Entrenar modelo de regresión lineal
lr_model = Regresión lineal ( )
lr_model .fit ( X_train , y_train )
y_pred_lr = lr_model .predic ( X_test )

print ( " \n Regresión Lineal - Coeficientes:" , lr_model . coef_ )
print ( "Regresión Lineal - Intercepto:" , lr_model . intercept_ )
print ( "R² (Regresión Lineal):" , r2_score ( y_test , y_pred_lr ))
```

principal.py

```
print ( "R² (Regresión Lineal):" ,  r2_score ( y_test ,  y_pred_lr ))

# 5. Entrenar la neurona roja (MLP)
nn_model  =  MLPRegressor ( tamaños_de_capa_oculta = ( 10 , ) ,  iterador_máximo = 1000 ,
estado_aleatorio = 42 )
nn_model .fit ( X_train , y_train )
y_pred_nn  =  nn_model .predic ( X_test )

print ( " \n Red Neuronal - Predicciones:" ,  y_pred_nn )
print ( "R² (neuronal rojo):" ,  r2_score ( y_test ,  y_pred_nn ))
```

principal.py

```
# 6. Matriz de correlación
matriz_de_correlación  =  df . corr ( )
print ( " \n Matriz de Correlación: " )
imprimir ( matriz_de_correlación )

plt . figura ( tamaño de figura = ( 8 ,  6 ))
sns . heatmap ( matriz_de_correlación ,  annot = True ,  cmap = 'coolwarm' )
pl . título ( 'Matriz de Correlación' )
plt . mostrar ( )
```

principal.py

```


# 7. Comparar predicciones vs valores reales
comparación  =  pd . DataFrame ({
    ' Real ' :  y_test.reset_index ( drop = True ) ,
    'Prediccion_Regresion_Lineal' :  y_pred_lr ,
    'Prediccion_Red_Neuronal' :  y_pred_nn
})

print ( " \n Comparación de Predicciones vs Valores Reales:" )
impresión ( comparación )
```

ANEXO 4

REGISTROS DE RUTAS EN EXCEL

FECHA	RUTA 1		RUTA 2		RUTA 3		RUTA 4		RUTA 5	
	Tiempo Promedio (min)	Frecuencia Diaria	Tiempo Promedio (min)	Frecuencia Diaria	Tiempo Promedio (min)	Frecuencia Diaria	Tiempo Promedio (min)	Frecuencia Diaria	Tiempo Promedio (min)	Frecuencia Diaria
04/11/2024	17	5	21	6	13	7	24	4	13	10
05/11/2024	19	6	22	4	15	9	25	5	12	11
06/11/2024	17	5	23	5	14	8	27	3	12	9
07/11/2024	18	6	21	5	15	7	25	4	11	10
08/11/2024	19	6	22	5	15	8	25	3	11	10
09/11/2024	20	7	23	5	16	9	24	4	10	11
11/11/2024	18	6	20	6	14	7	25	5	12	9
12/11/2024	17	5	24	4	16	8	24	4	13	11
13/11/2024	19	6	22	5	15	8	26	3	12	10
14/11/2024	18	6	22	5	15	8	25	4	12	10
15/11/2024	18	5	21	5	15	9	25	4	12	10
16/11/2024	17	7	22	5	14	8	25	3	11	11
18/11/2024	18	6	21	5	16	7	24	4	12	10
19/11/2024	19	5	23	6	15	8	26	4	10	9
20/11/2024	18	6	22	5	14	9	25	3	13	11
21/11/2024	18	6	22	5	15	8	25	4	12	10
22/11/2024	16	6	20	4	13	9	27	4	14	11
23/11/2024	20	7	22	5	15	8	25	3	10	9
02/12/2024	17	5	21	6	14	8	24	5	13	11
03/12/2024	18	6	23	4	15	9	26	4	12	10
04/12/2024	19	5	22	5	16	8	25	3	11	10
05/12/2024	17	7	22	6	15	7	24	4	12	10
06/12/2024	18	6	23	5	14	8	25	3	12	11
07/12/2024	18	6	22	5	15	9	25	4	12	9
09/12/2024	18	5	22	6	14	8	26	3	12	10
10/12/2024	19	6	22	4	16	9	25	4	11	10
11/12/2024	18	6	21	5	15	8	25	4	12	10
12/12/2024	18	6	23	5	14	8	24	4	13	11
13/12/2024	17	7	22	5	15	8	25	3	12	10
14/12/2024	18	6	22	5	15	8	25	4	12	10
Promedio	**18**	**6**	**22**	**5**	**15**	**8**	**25**	**4**	**12**	**10**

ANEXO 5

TIEMPOS DE TRANSPORTE EN EXCEL

FECHA	RUTA 1						RUTA 2					
	Velocidad Promedio (Km/h)	Tiempo de Transporte (min)	Tiempo de Carga (min)	Tiempo de Descarga (min)	Tiempo Total (min)	Viajes Máximos por Día	Velocidad Promedio (Km/h)	Tiempo de Transporte (min)	Tiempo de Carga (min)	Tiempo de Descarga (min)	Tiempo Total (min)	Viajes Máximos por Día
04/11/2024	15.2	10.9	**3.8**	3.1	17.8	8	12.1	17.2	2.9	2	22.1	6
05/11/2024	14.8	11.1	4.1	2.8	18	6	11.9	16.8	3	2.1	21.9	4
06/11/2024	15	10.7	4.3	3	18	6	12	17	3.1	1.9	22	5
07/11/2024	15.1	11	3.9	2.9	17.8	7	12.2	17.3	3.2	2.2	22.7	5
08/11/2024	14.9	11.2	4	3.2	18.4	6	11.8	16.9	3	2	21.9	3
09/11/2024	15.3	10.8	4.2	2.7	17.7	6	12	17.1	3.1	1.8	22	5
11/11/2024	14.7	11	3.7	3.1	17.8	7	12.1	17	2.8	2.1	21.9	6
12/11/2024	15	10.9	4.4	3.3	18.6	6	11.9	17.2	3	1.9	22.1	5
13/11/2024	15.2	10.7	3.9	2.9	17.5	5	12.3	17.4	3.3	2	22.7	5
14/11/2024	14.8	11.1	4.1	3	18.2	6	12	17.1	2.9	2.1	22.1	7
15/11/2024	15.1	11	4	3.2	18.2	4	12.1	16.9	3.2	2.2	22.3	6
16/11/2024	15	10.9	3.8	2.8	17.5	6	11.9	17.3	3.1	1.9	22.3	5
18/11/2024	15.2	10.8	4.2	3.1	18.1	6	12.2	17	3	2	22	5
19/11/2024	14.9	11.2	3.9	3	18.1	8	12.1	17.1	3.2	2.1	22.4	6
20/11/2024	15.3	10.9	4.1	2.9	17.9	6	12	17.2	3.3	2	22.5	5
21/11/2024	14.8	11	3.7	3.3	18	6	11.8	17	2.9	1.8	21.7	5
22/11/2024	15	10.8	4	2.7	17.5	6	12.1	17.3	3.1	2.2	22.6	3
23/11/2024	15.1	11.2	4.3	3.1	18.6	6	11.9	16.9	3	1.9	21.8	5
02/12/2024	14.9	11	3.8	3	17.8	7	12	17.1	3.2	2.1	22.4	3
03/12/2024	15.2	10.9	4.1	2.8	17.8	6	12.1	17.2	3.1	2	22.3	5
04/12/2024	15	10.8	3.9	3.2	17.9	6	12.2	17	2.9	2.2	22.1	5
05/12/2024	14.7	11.1	4	3	18.1	4	12	17.3	3	1.8	22.1	6
06/12/2024	15.1	10.9	4.2	2.9	18	6	11.9	16.9	3.3	2	22.2	5
07/12/2024	15.3	10.7	3.8	3.1	17.6	6	12.1	17.1	3.1	2.1	22.3	5
09/12/2024	14.9	11	4.1	2.8	17.9	5	12	17.2	3	1.9	22.1	4
10/12/2024	15	10.9	3.9	3.3	18.1	6	12.2	17	2.8	2	21.8	5
11/12/2024	14.8	11.2	4	2.7	17.9	6	11.8	16.8	3.2	2.2	22.2	5
12/12/2024	15.1	10.8	4.3	3	18.1	6	12.1	17.3	3.1	1.8	22.2	5
13/12/2024	15.2	10.9	3.7	3.2	17.8	6	12	17.1	3	2	22.1	3
14/12/2024	14.9	11.1	4.2	2.9	18.2	5	12.2	17.2	3.3	2.1	22.6	5
Promedio	**15**	**11**	**4**	**3**	**18**	**6**	**12**	**17**	**3**	**2**	**22**	**5**

RUTA 3						RUTA 4						RUTA 5					
Velocidad Promedio (Km/h)	Tiempo de Transporte (min)	Tiempo de Carga (min)	Tiempo de Descarga (min)	Tiempo Total (min)	Viajes Máximos por Día	Velocidad Promedio (Km/h)	Tiempo de Transporte (min)	Tiempo de Carga (min)	Tiempo de Descarga (min)	Tiempo Total (min)	Viajes Máximos por Día	Velocidad Promedio (Km/h)	Tiempo de Transporte (min)	Tiempo de Carga (min)	Tiempo de Descarga (min)	Tiempo Total (min)	Viajes Máximos por Día
18.3	6.9	3.9	3.9	14.7	8	10.1	24.1	0.9	0.34	25.34	5	20.2	5	3.7	3.2	11.9	11
18	7.1	4.3	4.2	15.6	8	10.2	24.3	1	0.23	25.53	4	20	4.8	4.1	3	11.9	10
18.1	7	4.1	4	15.1	8	10	23.9	0.8	0.21	24.91	4	19.9	5.1	4.2	2.9	12.2	10
17.9	6.8	3.8	3.8	14.4	10	9.8	24.2	1.1	0.35	25.65	5	20.1	5	3.9	3.1	12	9
18.2	7.2	3.9	4.1	15.2	9	10.3	24.4	1.2	0.26	25.86	4	20	5.1	4	3	12.1	11
18	7.1	3.7	4.3	15.1	8	10.1	24	1	0.17	25.17	4	19.8	4.9	3.8	3.3	12	12
18.4	6.9	4.2	3.9	15	8	9.9	24.1	1.1	0.19	25.39	4	20.3	5.2	4.1	3.2	12.5	8
18.2	7	4	4	15	6	10.2	24.3	1	0.17	25.47	3	20.1	5	3.7	3.1	11.8	10
17.8	6.8	3.9	4.2	14.9	8	10	24.2	0.9	0.24	25.34	4	19.9	4.8	3.9	3	11.7	10
18.3	7.2	4.3	3.8	15.3	8	10.1	24	1.2	0.24	25.44	4	20.2	5	4	2.8	11.8	10
18.1	7	4.1	4.1	15.2	8	10.3	24.4	1	0.27	25.67	6	20	4.9	4.2	3.3	12.4	10
17.9	7.1	3.8	3.9	14.8	8	9.8	24.3	1.1	0.25	25.65	4	20.1	5.2	3.9	3	12.1	11
18	6.9	4	4.3	15.2	8	10	24	0.8	0.26	25.06	4	19.7	5	4.1	2.9	12	9
18.2	7	3.9	3.9	14.8	7	10.1	24.1	1	0.27	25.37	2	20	5.1	4	3.2	12.3	10
18.1	6.9	4.2	4	15.1	8	10.2	24.2	1.1	0.24	25.54	4	19.9	4.9	3.8	3	11.7	10
17.9	7.1	4	4.2	15.3	8	10	24	0.9	0.28	25.18	2	20.1	5	4.2	3.1	12.3	10
18.2	7	3.8	3.8	14.6	8	10.3	24.1	1	0.17	25.27	4	20	5.2	3.9	3.3	12.4	7
18	6.8	4.1	4	14.9	10	10.1	24.3	1.1	0.16	25.56	4	20.2	5	4	2.9	11.9	10
18.3	7.2	3.9	4.1	15.2	9	10	24	1	0.12	25.12	5	19.8	4.8	3.7	3.2	11.7	10
17.8	7	4.2	3.9	15.1	8	10.2	24.2	1.2	0.23	25.63	4	20.1	5	4.1	3	12.1	10
18.1	6.9	3.8	4.3	15	9	10	24.1	1	0.19	25.29	4	19.9	5.1	3.8	3.1	12	10
18.4	7.1	4	3.8	14.9	8	9.9	24.3	1.1	0.19	25.59	5	20	4.9	4	3.3	12.2	13
17.9	7.2	4.1	4	15.3	8	10.1	24	0.9	0.24	25.14	4	20.2	5.2	4.2	3	12.4	10
18.3	6.8	3.9	4.2	14.9	6	10.2	24.2	1	0.17	25.37	4	19.8	5	3.7	2.8	11.5	10
18.1	7	4	3.9	14.9	8	10	24.3	1.2	0.23	25.73	4	20.1	5.1	4	3.2	12.3	13
17.8	7.1	4.2	4	15.3	7	10.3	24	1.1	0.25	25.35	4	20	4.9	4.1	3.1	12.1	10
18	7	3.9	4.1	15	8	9.8	24.1	0.8	0.36	25.26	3	20.2	5.2	3.9	3	12.1	10
18.2	6.9	4.1	3.9	14.9	8	10	24.2	1	0.29	25.49	3	19.9	5	4	3.2	12.2	8
18.1	7	3.8	4.3	15.1	7	10.2	24	1.1	0.17	25.27	4	20.1	5.1	4.2	3	12.3	10
17.9	6.8	4	4	14.8	8	10.1	23.9	1	0.26	25.16	4	19.8	3.9	3.8	3.1	10.8	9
18	**7**	**4**	**4**	**15**	**8**	**10**	**24**	**1**	**0**	**25**	**4**	**20**	**5**	**4**	**3**	**12**	**10**

ANEXO 6

USO DE MAQUINARIA EN EXCEL

FECHA	Cargador Frontal			Tractor Oruga			Volquete			Planta Chancadora			Miniexcavadora		
	Horas activas/Día	Horas inactivas/Día	Utilización (%)	Horas activas/Día	Horas inactivas/Día	Utilización (%)	Horas activas/Día	Horas inactivas/Día	Utilización (%)	Horas activas/Día	Horas inactivas/Día	Utilización (%)	Horas activas/Día	Horas inactivas/Día	Utilización (%)
04/11/2024	8	4.1	66.7%	7	5.2	58.3%	9.1	3.2	75.8%	6	6.1	50.0%	5.1	6.9	42.5%
05/11/2024	7.9	4	65.8%	6.9	5.1	57.5%	8.9	3.1	74.2%	6.2	5.9	51.7%	5	7.2	41.7%
06/11/2024	8	4.2	66.7%	6.9	4.9	57.5%	9	3	75.0%	5.9	6.2	49.2%	5.2	6.9	43.3%
07/11/2024	8.1	4.4	67.5%	7	5.1	58.3%	9.2	3.2	76.7%	6.1	5.8	50.8%	4.9	7.1	40.8%
08/11/2024	7.8	4	65.0%	6.8	5	56.7%	9.1	3	75.8%	6	6	50.0%	5	6.9	41.7%
09/11/2024	8.2	4.1	68.3%	7.1	5.2	59.2%	8.8	3.1	73.3%	6.1	5.9	50.8%	5.1	7	42.5%
11/11/2024	8	4.3	66.7%	7	5	58.3%	9	3	75.0%	6	6.1	50.0%	5	6.8	41.7%
12/11/2024	8.1	4	67.5%	7.3	5.1	60.8%	8.8	3.2	73.3%	5.8	6	48.3%	4.8	7.1	40.0%
13/11/2024	8	4.3	66.7%	6.9	5.3	57.5%	8.9	3.1	74.2%	5.9	5.9	49.2%	5.2	6.9	43.3%
14/11/2024	8	4	66.7%	7.2	5.2	60.0%	9.1	3	75.8%	6	6.2	50.0%	5.1	7	42.5%
15/11/2024	8.2	4.1	68.3%	6.9	5.1	57.5%	8.8	3.2	73.3%	6.1	5.8	50.8%	5	7.1	41.7%
16/11/2024	8.2	4.3	68.3%	7.3	5.3	60.8%	9	3	75.0%	5.9	6	49.2%	5.1	6.9	42.5%
18/11/2024	8	4.1	66.7%	7	5.1	58.3%	9.2	3.1	76.7%	6	5.9	50.0%	4.9	7	40.8%
19/11/2024	8.1	4	67.5%	7.1	5.2	59.2%	8.9	3	74.2%	6.1	6.1	50.8%	5	7	41.7%
20/11/2024	8.2	4.3	68.3%	6.8	5	56.7%	9.1	3.2	75.8%	6	6	50.0%	5	6.9	41.7%
21/11/2024	8.2	4.1	68.3%	7	5.1	58.3%	8.9	3	74.2%	5.8	6.2	48.3%	5.1	7	42.5%
22/11/2024	8	4	66.7%	6.9	5	57.5%	9.2	3.1	76.7%	6	5.8	50.0%	5	7.1	41.7%
23/11/2024	7	4.1	58.3%	7.1	5.2	59.2%	8.8	3	73.3%	5.8	6	48.3%	5.1	6.9	42.5%
02/12/2024	7.9	4.1	65.8%	6.9	5	57.5%	9.1	3.2	75.8%	5.9	6.1	49.2%	4.8	7	40.0%
03/12/2024	8	4	66.7%	7	5.1	58.3%	9	3	75.0%	6	6.2	50.0%	5	6.9	41.7%
04/12/2024	8.2	4.1	68.3%	7.1	5	59.2%	9.1	3.1	75.8%	6.1	5.9	50.8%	5	7.1	41.7%
05/12/2024	8	4	66.7%	6.9	5.2	57.5%	8.9	3	74.2%	5.9	6	49.2%	5.1	7	42.5%
06/12/2024	8.1	4.2	67.5%	7	5	58.3%	9.2	3.2	76.7%	6	6.1	50.0%	4.9	6.9	40.8%
07/12/2024	7.9	4.5	65.8%	7.1	5.1	59.2%	9	3	75.0%	6	5.9	50.0%	5	7	41.7%
09/12/2024	8	4	66.7%	6.9	5	57.5%	9.1	3.1	75.8%	6	6.2	50.0%	4.9	6.8	40.8%
10/12/2024	8.3	4.3	69.2%	7	5.2	58.3%	8.8	3.2	73.3%	6.2	6	51.7%	5.1	7	42.5%
11/12/2024	7.9	4	65.8%	6.9	5	57.5%	9	3	75.0%	5.9	6.1	49.2%	4.8	7.1	40.0%
12/12/2024	8	4.2	66.7%	6.8	5.1	56.7%	9.2	3.1	76.7%	6.1	5.8	50.8%	5	6.9	41.7%
13/12/2024	8.1	4.3	67.5%	7	5	58.3%	8.9	3.2	74.2%	6	6	50.0%	5.1	7	42.5%
14/12/2024	7.8	4.6	65.0%	7.1	5.2	59.2%	9	3	75.0%	6.2	6.1	51.7%	4.9	6.9	40.8%
Promedio	**8**	**4**	**66.7%**	**7**	**5**	**58.3%**	**9**	**3**	**75.0%**	**6**	**6**	**50.0%**	**5**	**7**	**41.7%**

ANEXO 7

GUÍA DE ENTREVISTA

Título de la Investigación:
"Evaluación de la Eficiencia Operativa y Productividad en Rutas con la Aplicación de Redes Neuronales y Algoritmo de Voronoi en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 Moquegua"
Objetivo de la Entrevista:
Recoger percepciones, experiencias y opiniones del personal operativo sobre la eficiencia actual de las rutas de transporte, desafíos operativos y posibles mejoras a través de herramientas tecnológicas como redes neuronales artificiales y el algoritmo de Voronoi.
Duración estimada:
25 – 35 minutos
Participantes:
Operarios, supervisores y técnicos de la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008.
I. Datos Generales del Participante (Opcional)

- **Nombre (opcional): _____**
- **Cargo: ☐ Operario ☐ Supervisor ☐ Técnico ☐ Otro: _____**
- **Antigüedad en la empresa: _____ años**
- **Zona de trabajo habitual: _____**

II. Preguntas Guía
1. Sobre la operación actual

1. ¿Cómo describiría usted la eficiencia actual de las rutas de transporte en su área de trabajo?
2. ¿Cuáles cree que son los principales factores que afectan negativamente la optimización de las rutas?
3. ¿Ha notado alguna mejora después de aplicar nuevas herramientas tecnológicas (como redes neuronales o Voronoi)?

2. Sobre la maquinaria y tiempos muertos

4. ¿Qué tipo de maquinaria se utiliza regularmente para el transporte en su zona?
5. ¿Con qué frecuencia se presenta inactividad en la maquinaria durante un turno?
6. ¿Cuáles cree que son las causas más comunes de los tiempos inactivos en transporte?

3. Sobre el terreno y condiciones externas

7. ¿Cómo califica las condiciones del terreno por donde transitan las rutas actuales? (Ej.: plano, escarpado, irregular)
8. ¿Cómo afectan las condiciones climáticas a la planificación de rutas?
9. ¿Existen zonas donde se presenta mayor congestión o retraso? ¿Por qué?

4. Sugerencias y mejora continua

10. ¿Qué cambios o ajustes implementaría para incrementar la productividad en el transporte minero?
11. ¿Cree que una planificación más precisa de rutas podría mejorar el rendimiento operativo?
12. ¿Tiene alguna sugerencia adicional que considere relevante para mejorar la logística de transporte?

III. Observaciones Adicionales

- Comentarios generales del entrevistado:
- Observaciones del investigador:

ANEXO 8

CUESTIONARIO OPERATIVO

Objetivo: Recopilar información sobre el uso de maquinaria, tiempos de inactividad y percepciones generales del personal operativo.
Instrucciones: Marque con una "X" la opción que considere más adecuada o escriba su respuesta en los espacios correspondientes.

Sección I: Datos Generales (Opcional)

- Nombre (opcional): _____
- Cargo:
  ☐ Operario ☐ Supervisor ☐ Técnico ☐ Otro: _____
- Antigüedad en la empresa: _____ años
- Zona de trabajo habitual: _____

Sección II: Preguntas sobre la Operación Actual

1. ¿Cómo calificaría la eficiencia actual de las rutas de transporte en su área de trabajo?
   ☐ Excelente ☐ Buena ☐ Regular ☐ Mala ☐ Muy mala
2. ¿Cuáles cree que son los principales factores que afectan la optimización de las rutas ? (Puede marcar más de una opción)
   ☐ Condiciones del terreno ☐ Clima ☐ Congestión de tráfico minero
   ☐ Mantenimiento de maquinaria ☐ Planificación inadecuada
   ☐ Falta de tecnología aplicada ☐ Otros: _____
3. ¿Con qué frecuencia se presenta inactividad o demoras en la maquinaria durante un turno ?
   ☐ Nunca ☐ Raramente ☐ Algunas veces ☐ Frecuentemente ☐ Siempre
4. ¿Cómo describiría las condiciones del terreno por donde transitan las rutas actuales ?
   ☐ Plano ☐ Ondulado ☐ Escarpado ☐ Irregular ☐ Otro: _____
5. ¿Existen zonas con mayor congestión o retrasos ?
   ☐ Sí ☐ No
   En caso afirmativo, ¿por qué cree que ocurre esto? _____

Sección III: Uso de Maquinaria y Tiempos Operativos

8. ¿Qué tipo de maquinaria se utiliza regularmente para el transporte en su zona? (Puede marcar más de una opción)
   ☐ Volquetes ☐ Camiones ☐ Excavadoras ☐ Cargadores frontales
   ☐ Otros: _____
9. ¿Considera que una planificación más precisa de rutas podría mejorar el rendimiento operativo?
   ☐ Sí, significativamente ☐ Posiblemente ☐ No cambiaría mucho ☐ No estoy seguro
10. ¿Cuál es su percepción general sobre la coordinación entre equipos de carga y transporte?
    ☐ Excelente ☐ Buena ☐ Regular ☐ Mala ☐ Muy mala

ANEXO 9

HOJA DE OBSERVACIÓN DIRECTA

Título de la Investigación:
"Evaluación de la eficiencia operativa y productividad en rutas con la aplicación de redes neuronales y algoritmo de Voronoi en la Unidad Minera No Metálica Candelaria 2008 Moquegua"
Objetivo de la Hoja de Observación:
Registrar de manera sistemática los tiempos de ciclo, distancias recorridas, velocidad promedio y condiciones operativas durante las actividades de carga, transporte y descarga en la unidad minera.
Datos Generales de la Observación

- Fecha: _____
- Turno: ☐ Mañana ☐ Tarde ☐ Noche
- Operario(a): _____
- Maquinaria utilizada:
  ☐ Cargador Frontal ☐ Volquete ☐ Tractor Oruga ☐ Otro: _____
- Número de serie o placa: _____
- Ruta evaluada: _____

Registro de Tiempos por Etapa del Ciclo Operativo

Etapa	Hora Inicio	Hora Fin	Duración (min)	Observaciones
Carga				
Transporte				
Descarga				

Nota: Utilizar cronómetro para medir el tiempo real de cada etapa.
Datos de Desplazamiento (registrados con GPS)

- Distancia total recorrida: _____ km
- Velocidad promedio: _____ km/h
- Tiempo de inactividad: _____ minutos
- Puntos críticos o zonas de congestión identificadas:

_____
Condiciones del Terreno y Factores Externos

- Tipo de terreno: ☐ Plano ☐ Ondulado ☐ Escarpado ☐ Irregular
- Condición climática: ☐ Soleado ☐ Lluvioso ☐ Niebla ☐ Viento fuerte
- Otros factores:
  ☐ Congestión vehicular ☐ Mantenimiento de caminos ☐ Paralización laboral ☐ Otro: _____

Observaciones Adicionales del Investigador

- Comentarios generales sobre el desempeño de la maquinaria y la ruta:

_____

ANEXO 10

VALIDACIÓN DE LOS INSTRUMENTOS DE INVESTIGACIÓN

I. DATOS GENERALES

1.1. **Apellidos y nombres del experto:** Ing. Silva Saucedo Rafael
1.2. **Grado académico del experto:** Magister
1.3. **Apellidos y nombres del investigador:** Llanos Rivera Alexander
1.4. **Título de la investigación: "**Evaluación de la eficiencia operativa y productividad en rutas con la aplicación de redes neuronales y algoritmo de Voronoi en la unidad minera no metálica Candelaria 2008 Moquegua**"**
1.5. **Nombre del instrumento:** Guía de entrevista, cuestionario operativo, hoja de observación directa
1.6. **Autor del instrumento:** Llanos Rivera Alexander

II. CRITERIOS DE EVALUACIÓN DEL INSTRUMENTO

Indicadores de evaluación del instrumento	Valoración cualitativa	Deficiente	Regular	Bueno	Muy Bueno	Excelente
	Valoración cuantitativa	0	0.5	1	1.5	2
1. Claridad	Esta formulado con lenguaje apropiado					2
2. Objetividad	Permite recabar datos o conductas observables				1.5	
3. Actualidad	Corresponde al estado actual de los conocimientos					2
4. Organización	Existe una organización lógica				1.5	
5. Suficiencia	Evalúa las dimensiones de la variable en cantidad y calidad					2
6. Intencionalidad	Adecuado para alcanzar los objetivos del estudio					2
7. Consistencia	Basado en el aspecto teórico científico y del tema de estudio					2
8. Coherencia	Con las variables, dimensiones e indicadores					2
9. Metodología	Responde al método, tipo diseño y enfoque del estudio					2
10. Conveniencia	Permite un adecuado levantamiento de la información					2
SUB TOTAL					3	16
TOTAL						19

Criterios de evaluación	Valoración cuantitativa	Valoración cualitativa	Opinión de aplicabilidad
	17 – 20	Aprobado	Valido - Aplicar
	11-16	Observado	No valido - Subsanar
	0-10	Rechazado	No valido - Replantear

OPINIÓN DE APLICABILIDAD: El instrumento es válido y aplicable.

LUGAR Y FECHA: Lima, 1 de diciembre del 2024.



.....
FIRMA DEL EXPERTO

ANEXO 11

CLASIFICACIÓN DEL MATERIAL



Nota: Imagen propia.

ANEXO 12

ZONA DE OPERACIONES



Nota: Imagen propia.

ANEXO 13

CARGUÍO DEL MATERIAL



Nota: Imagen propia.

ANEXO 14

EQUIPO DE FAJAS TRANSPORTADORAS



Nota: Elaboración propia.

"UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA"

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

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	: Alexander Llanos Rivera
DNI/Carnet de Extranjería/Pasaporte N°	: 70209600
Correo electrónico	: llanosriveraalexander@gmail.com
Teléfono/Celular	: 957404243

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: **"EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA OPERATIVA Y PRODUCTIVIDAD EN RUTAS CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES Y ALGORITMO DE VORONOI EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA CANDELARIA 2008 MOQUEGUA".**
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 : 2025

6. DATOS DEL ASESOR:

a) Nombres y Apellidos : Christ Jesus Barriga Paria
b) DNI/Pasaporte/Cédula : 44331713
c) ORCID : 0000-0002-7130-9297

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 70209600
NOMBRES Y APELLIDOS : Alexander Llanos Rivera

"UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA"

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

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 : 70209600
NOMBRES Y APELLIDOS : Alexander Llanos Rivera
FECHA : 17 de julio de 2025

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

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

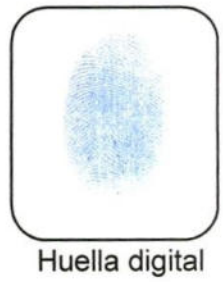
Yo, **Alexander Llanos Rivera**, bachiller de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, de la Universidad Nacional de Moquegua, identificado (a) con DNI: Nº **70209600**, autor(a) de la Tesis / Trabajo de suficiencia profesional titulado **"EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA OPERATIVA Y PRODUCTIVIDAD EN RUTAS CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES Y ALGORITMO DE VORONOI EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA CANDELARIA 2008 MOQUEGUA"**.

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, 17 de julio de 2025



Huella digital

Nombres y Apellidos: Alexander Llanos Rivera
DNI: 70209600

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

Alexander Llanos Rivera

TESIS

TESIS

CONFORMIDAD DE TESIS FINAL

Universidad Nacional de Moquegua

Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid:::1:3200528116

Fecha de entrega

31 mar 2025, 9:23 a.m. GMT-5

Fecha de descarga

31 mar 2025, 9:28 a.m. GMT-5

Nombre de archivo

INFORME_DE_TESIS_ALEXANDER_LR.pdf

Tamaño de archivo

987.7 KB

92 Páginas

25.057 Palabras

143.099 Caracteres

5% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography
- Quoted Text
- Cited Text
- Small Matches (less than 8 words)
- Internet sources

Top Sources

0% Internet sources
3% Publications
3% Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

0% Internet sources
3% Publications
3% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Student papers	
Universidad Tecnologica de los Andes		<1%
2	Student papers	
Universidad Carlos III de Madrid - EUR		<1%
3	Student papers	
Universidad Nacional Federico Villarreal		<1%
4	Student papers	
Instituto Superior de Artes, Ciencias y Comunicación IACC		<1%
5	Publication	
Prado, José Alberto Maldonado. "Relación Entre Atención y Aptitud Musical Según...		<1%
6	Student papers	
Colegio Aleman		<1%
7	Student papers	
Universidad Nacional de Moquegua		<1%
8	Student papers	
Universidad Continental		<1%
9	Publication	
Escobar Candia, Yesenia. "Caracterización de la cadena de servicios de la montañ...		<1%
10	Student papers	
uarm		<1%
11	Student papers	
Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC		<1%

12 Publication

Jesús Águila León. "Modelo y desarrollo de un sistema de gestión óptima para un... <1%

13 Student papers

Universidad Carlos III de Madrid <1%

14 Student papers

uncedu <1%

15 Student papers

Universidad Internacional de la Rioja <1%

16 Student papers

Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo <1%

17 Student papers

Corporación Universitaria Minuto de Dios,UNIMINUTO <1%

18 Publication

Claudia Conesa Domínguez. "DESARROLLOS TECNOLÓGICOS PARA LA MEJORA Y C... <1%

19 Publication

MA Pérez-Chavarría, HH Hidalgo-Silva, FJ Ocampo-Torres. "Time series prediction ... <1%

20 Student papers

Universidad Politecnica Salesiana del Ecuador <1%

21 Publication

CESEL S A. "EIA-SD del Proyecto Línea de Transmisión en 220 kV S.E. Carabayllo - S.... <1%

22 Publication

Diaz Chavez, Ramiro German | Matias Medrano, Carlos. "La Calidad de las Empres... <1%

23 Publication

Esther Antonia González Aurignac. "El Digitropismo Urbano. Transformaciones es... <1%

24 Publication

Mattos Chavez, Jimmy Ivan|Caqui Tapara, Maria Luisa|Molina Pacheco, Moyra Zu... <1%

25 Publication

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

26 Publication

Jorge Hernández Olcina. "Posicionamiento GNSS con computación en la nube par... <1%

27 Student papers

Universidad Europea de Madrid <1%

28 Publication

Vidal, Gabriela Dora Gutiérrez. "Características Vocales y Autopercepción de la vo... <1%

29 Student papers

CONACYT <1%

30 Student papers

Universidad Inca Garcilaso de la Vega <1%

31 Student papers

unasam <1%

32 Publication

Cayhualla Acharte, Rosmery|Mendoza Martinez, Vanessa. "Adaptacion de la bate... <1%

33 Student papers

Escuela Superior Politécnica del Litoral <1%

34 Publication

Ochoa Cáceres, Silvia Mercedes. "Plantwide Optimizing Control for the Continuou... <1%

35 Student papers

Universidad Anahuac México Sur <1%

36 Student papers

Universidad Católica de Santa María <1%

37 Student papers

Universidad Loyola Andalucia <1%

38 Student papers

Universidad Nacional Santiago Antunez de Mayolo <1%

39 Student papers

Universidad Tecnica De Ambato- Direccion de Investigacion y Desarrollo , DIDE <1%

40 Student papers

unifranz <1%

41 Student papers

<1%

42 Student papers

Ana G. Méndez University <1%

43 Student papers

ULACIT Universidad Latinoamericana de Ciencia y Tecnología <1%

44 Student papers

Universidad Autónoma de Nuevo León <1%

45 Student papers

Universidad Cesar Vallejo <1%

46 Publication

ESTHER JULIA OLAYA MARÍN. "Ecological models at fish community and species le... <1%

47 Student papers

Universidad Rey Juan Carlos <1%

48 Student papers

Aliat Universidades <1%

49 Publication

Gonzalo Garcés, Antonio Molina. "Propuesta de un modelo para la cuantificación ... <1%

50 Publication

Ismael Otri. "Gated mesoporous silica nanoparticles for biomedical applications."... <1%

51 Publication

Olivares, Victor Manuel Garcia. "Geography, Genomics, and Evolutionary Success ... <1%

52 Publication

"Advanced Analytics in Mining Engineering", Springer Science and Business Medi... <1%

53 Publication

"Proceedings of the 4th Biotechnology World Symposium", Mexican Journal of Bi... <1%

54 Publication
"Proceedings of the 4th Brazilian Technology Symposium (BTSym'18)", Springer S... <1%

55 Publication
A. Dada, E. Labouré, M. Bensetti, X. Yang, F. Couronné, M. Caujolle. "ENHANCED M... <1%

56 Publication
Carbonell Marques, angela. "Brechas de las Politicas Publicas y la Intervencion Pr... <1%

57 Publication
FCA CONSULTORES AMBIENTALES S.A.C.. "PAMA del Fundo Blueberries Perú-IGA0... <1%

58 Student papers
consultoriadeserviciosformativos <1%

59 Publication
Acosta, Valeria Francesca Devotto|Via, Jorge Luis Olivas|Zapata, Gerardo Vicente ... <1%

60 Publication
FIDEL SALAS VICENTE. "Investigación y modelización de la adherencia, el desgast... <1%

61 Publication
Gonzalez, Maria Isabel Dorta. "Esqueletos Paralelos Para la Tecnica de Ramificaci... <1%

62 Publication
Javier Alejandro Cuestas Caza. "El Sumak Kawsay: entre el (post)desarrollismo occ... <1%

63 Publication
José Manuel Bueno Barrachina. "Contribución al mantenimiento de aisladores de ... <1%

64 Publication
KNIGHT PIESOLD CONSULTORES S.A.. "EIA del Proyecto Constancia-IGA0006961", ... <1%

65 Publication
Lupita Serrano Gómez, Néstor Raúl Ortiz Pimiento. "Una revisión de los modelos ... <1%

66 Publication
María Lillyam López de Parra, Mayra Alejandra Córdoba Beltrán, Michael Herney ... <1%

67 Publication
Trujillo-Rodriguez, Maria Jose. "Desarrollo de Metodologias Analiticas de Microex... <1%

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO

N° 559-2025-CU-UNAM

Moquegua, 25 de agosto de 2025

VISTOS:

El Proveído N° 3167-2025-R de fecha 18 de agosto de 2025 emitido por el Rectorado, Informe N° 322-2025-UNAM-R/SG de fecha 15 de agosto de 2025 emitido por el Secretario General, Informe Técnico N° 090-2025-UNAM/SEGE/GYT emitido por la Especialista Administrativo I–Grados y Títulos, el Acuerdo del Pleno del Consejo Universitario de Sesión Extraordinaria N° 031-2025-SE-CU-UNAM, de fecha 22 de agosto de 2025, y;

CONSIDERANDO:

Que, conforme al 4to 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 14° del Estatuto de la UNAM, aprobado bajo Resolución N° 578-2021-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 9, del artículo 16 del Estatuto de la UNAM;

Que, el Sr. Rector es el personero y representante legal de la Universidad Nacional de Moquegua, conforme a lo dispuesto por la Ley N° 30220-Ley Universitaria, tiene a su cargo la Dirección, Conducción y Gestión del Gobierno Universitario en todos sus ámbitos, concordante con el artículo 18 y numeral 2 del artículo 20° del Estatuto de la UNAM;

Que, mediante Informe Técnico N° 090-2025-UNAM/SEGE/GYT, de fecha 15 de agosto de 2025, e Informe N° 322-2025-UNAM-R/SG de fecha 15 de agosto, el Secretario General de la UNAM, remite al Rectorado el expedientes para el trámite de Título Profesional de Ingeniero de Minas del Bachiller: LLANOS RIVERA ALEXANDER 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, conforme lo señala la Dirección de Actividades y Servicios Académicos y la Dirección de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas; 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 22 de agosto de 2025;

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;

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° 031-2025-SE-CU-UNAM, de fecha 22 de agosto de 2025, emitió, el siguiente, Acuerdo; POR UNANIMIDAD: CONFERIR, a nombre de la Nación el Título Profesional de Ingeniero de Minas por la modalidad de sustentación de tesis al Bachiller: LLANOS RIVERA ALEXANDER, 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 Art. 18, de la Constitución Política del Perú, la Ley N° 30220-Ley Universitaria, el Estatuto de la UNAM, y a lo acordado por el pleno del Consejo Universitario;

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

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO

N° 559-2025-CU-UNAM

Moquegua, 25 de agosto de 2025

SE RESUELVE:

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

- **LLANOS RIVERA ALEXANDER**

  TESIS : "EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA OPERATIVA Y PRODUCTIVIDAD EN RUTAS CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES Y ALGORITMO DE VORONOI EN LA UNIDAD MINERA NO METÁLICA CANDELARIA 2008 MOQUEGUA", cuyo Asesor Principal fue el Dr. Christ Jesus Barriga Paria.

El **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO DE MINAS**

Por la modalidad de SUSTENTACIÓN 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 a través de quien corresponda, 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;

ABOG. EDGAR PINTO HUANCAVILCA
SECRETARIO GENERAL

DR. HUGO RUBEN MARCA MAQUERA
RECTOR
PRESIDENTE DEL CONSEJO UNIVERSITARIO

DISTRIBUCION:
VRA
VRI
FACIA
EPIM
DASA
OTI
Interesado
c.c. Arch.