UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

FACULTAD DE INGENIERÍAS

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE MINAS

TESIS

OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE CUBICACIÓN DE LA PILA DE INTERMEDIOS CON LA INCORPORACIÓN DE TECNOLOGÍA LIDAR Y SOFTWARE DE MACHINE LEARNING EN MINA DE COBRE EN EL SUR DEL PERÚ

PRESENTADO POR:

BACH. MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS

Para obtener el Título Profesional de:

INGENIERO DE MINAS

MOQUEGUA-PERÚ

2026

Folio N° 090

ACTA DE SUSTENTACIÓN

I. Modalidad:

Tesis : [X]

Trabajo de Suficiencia Profesional : [ ]

Otro: ..... : [ ]

II. Documento de aprobación para la sustentación:

RESOLUCIÓN DE CONSEJO DE FACULTAD Nº 150-2026-CF-FAIN-UNAM

Fecha: 11/05/2026

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

OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE CURSICACIÓN DE LA PILA DE INTERMEDIOS CON LA INCORPORACIÓN DE TECNOLOGÍA LIDAR Y SOFTWARE DE MACHINE LEARNING EN MINA DE COBRE EN EL SUR DEL PERÚ.

Bachiller: MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS

Asesor Principal: DR. CHRIST JESUS BORREGA PARIA

Co-Asesor : .....

IV. Se dictamina:

Como: APROBADO por UNANIMIDAD la sustentación de manera:

Presencial [X] Virtual [ ]

Con nota: DIECIOCHO (18) por lo que; Sí [X] No [ ]

Opta el Título Profesional de INGENIERO DE MINAS.

Siendo las 12:00 horas, del 20 de MAYO del año 2026 se procede con la firma en conformidad de lo dictaminado por el Jurado.

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

Primer Miembro
Dr. Arquímedes León VARGAS LUQUE

Segundo Miembro
César augusto villa alegría
(Nombres y Apellidos)

(Nombres y Apellidos)

Bachiller
Mariela Veronica Ramos Ramos
(Nombres y Apellidos)

DEDICATORIA

A Dios por bendecirme con salud, sabiduría y fuerza para cumplir con mis metas y objetivos.

A mi madre Cecilia, mi padre Valentin y mis hermanos por enseñarme el valor de la resiliencia y por su apoyo constante.

AGRADECIMIENTOS

A mi Alma Mater, la Universidad Nacional de Moquegua, a la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas y a toda la plana docente por haber contribuido de manera significativa en mi formación profesional.

Un agradecimiento especial al Dr. Christ Barriga Paria, por su orientación y acompañamiento en calidad de asesor de la presente tesis.

A mis supervisores, por sus enseñanzas brindadas, por el apoyo continuo y la confianza depositada en mi persona para participar en diversos proyectos de mejora.

A mis mentores, por creer firmemente en mis capacidades y mi potencial por ser una gran líder y agente de cambio, motivándome constantemente a asumir nuevos retos, a salir de lo convencional.

Finalmente, agradezco profundamente a mi familia por su incondicional respaldo y por haberme formado como una persona de valores, a mis amigos y colegas por siempre alentarme en cada proyecto.

RESUMEN

La minería moderna enfrenta el desafío permanente de optimizar sus procesos productivos, mejorar la seguridad del personal y la confiabilidad de la información técnica utilizada para la toma de decisiones. Dentro de este contexto, los levantamientos topográficos y la cubicación de pila de mineral constituyen una actividad importante, ya que influyen directamente en el control de stock, la reconciliación y la planificación minera. Tradicionalmente, estos procesos han dependido de métodos tradicionales como el GPS diferencial y los escáneres láser estáticos, los cuales, si bien ofrecen resultados aceptables, presentan limitaciones importantes asociadas a la seguridad del personal y la precisión de la información. En este contexto, la presente tesis tuvo como objetivo determinar las mejoras en el proceso de cubicación de la pila de intermedios mediante la incorporación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning, justificándose en la necesidad de incrementar la eficiencia operativa, fortalecer la seguridad y modernizar los flujos de trabajo topográficos alineándolos con los principios de la minería digital. Para ello, se evaluaron comparativamente el tiempo total de cubicación, el tiempo total del levantamiento y procesamiento de la nube de puntos, la exposición al riesgo operacional y el desempeño del modelo ML. Los resultados evidenciaron que la implementación del dron con tecnología LiDAR redujo el tiempo de preparación del equipo en 69%, el tiempo de levantamiento en un 48% y se logró eliminar el 37% de los riesgos identificados al eliminar el ingreso del personal a zonas confinadas. Sin embargo, se incrementó el tiempo de georeferenciación a un 109%, debido al aumento en la densidad de puntos. Por otro lado, el tiempo de procesamiento se redujo en un 75%, evidenciando además el alto desempeño del modelo de clasificación ML, con valores de F1-Score superiores al 95% para la clase Mineral. En conjunto, los resultados demostraron que la integración de tecnología LiDAR y Machine Learning constituye una solución viable, segura y eficiente para la optimización del proceso de cubicación en minería superficial.

Palabras Claves: *Tecnología LiDAR, dron, cubicación de pila, Machine Learning, procesamiento de nube de puntos y seguridad.*

ABSTRACT

Modern mining faces the constant challenge of optimizing production processes, improving personnel safety, and ensuring the reliability of technical information used for decision-making. Within this context, topographic surveys and the volumetric calculation of mineral stockpiles constitute a critical activity, as they directly influence stock control, reconciliation processes, and mine planning. Traditionally, these tasks have relied on conventional methods such as differential GPS and static laser scanners, which although providing acceptable results, present significant limitations related to personnel safety and data accuracy. In this context, the objective of this thesis was to determine the effect of implementing LiDAR technology and Machine Learning software on the intermediate stockpile volume calculation process, in response to the need to improve operational efficiency, enhance safety, and modernize topographic workflows in line with digital mining principles. To achieve this, a comparative evaluation was conducted, considering total volume calculation time, survey time, point cloud processing time, operational risk exposure, and the performance of the Machine Learning model. The results showed that the implementation of a LiDAR-equipped drone reduced equipment preparation time by 69% and survey time by 48%, while eliminating 37% of the identified risks by avoiding personnel entry into confined and hazardous areas. However, georeferencing time increased by 109% due to the higher point cloud density. Additionally, point cloud processing time was reduced by 75%, and the Machine Learning classification model demonstrated high performance, achieving F1-score values greater than 95% for the Mineral class. In conclusion, the integration of LiDAR technology and Machine Learning constitutes a viable, safe, and efficient solution for optimizing stockpile volume calculation processes in surface mining operations.

Keywords: LiDAR technology, drone, stockpile volume calculation, Machine Learning, point cloud processing, safety.

ÍNDICE

1. CAPÍTULO I PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 1
1.1. Descripción y formulación del problema 1
1.1.1. Descripción del problema 1
1.1.2. Formulación del problema de investigación 4
1.2. Objetivos 5
1.2.1. Objetivo general 5
1.2.2. Objetivos específicos 5
1.3. Justificación e importancia 6
1.3.1. Justificación Práctica 6
1.3.2. Justificación Teórica 6
1.3.3. Justificación Metodológica 6
1.3.4. Importancia 7
1.4. Hipótesis 7
1.4.1. Hipótesis general 7
1.4.2. Hipótesis específicas 7
1.5. Variables 8
1.5.1. Variables independientes 8
1.5.2. Variable dependiente 8
2. CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO 10
2.1. Antecedentes 10
2.1.1. Antecedentes internacionales 10
2.1.2. Antecedentes nacionales 16
2.1.3. Antecedentes locales 20
2.2. Bases teóricas 23

2.2.1. Topografía 23
2.2.2. Levantamiento topográfico 23
2.2.3. Tipos de levantamiento convencional según equipo 23
2.2.4. Tipos de levantamiento no convencional 26
2.2.5. Fotogrametría 26
2.2.6. Tecnología LiDAR 29
2.2.7. Aplicación de la tecnología LiDAR en minería superficial 33
2.2.8. Levantamiento topográfico con drones 36
2.2.9. Inteligencia Artificial 39
2.2.10. Métodos de clasificación de nube de puntos 40
2.2.11. Levantamiento en Pila de Intermedios 41
2.2.12. Matriz de evaluación de riesgos 42
2.3. Definición de términos 43
2.3.1. Levantamiento topográfico 43
2.3.2. Escaneo LiDAR 43
2.3.3. Nube de puntos 43
2.3.4. Pila de Intermedios 43
2.3.5. Clasificación de nube de puntos 43
2.3.6. Random Forest 43
2.3.7. Machine Learning 43
2.3.8. Precisión 44
2.3.9. Recall 44
2.3.10. F1-score 45
2.3.11. IPERC 45
2.4. Proceso de cubicación de pila de intermedios 45

2.4.1. Descripción de las actividades 45
2.4.2. Método de levantamiento tradicional 47
2.4.3. Método de levantamiento con Tecnología LiDAR 49
2.4.4. Comparación de escáner Isite y sensor LiDAR Hovermap 53
2.4.5. Método de procesamiento manual 54
2.4.6. Método de procesamiento con Machine Learning 55
3. CAPÍTULO III METODOLOGÍA 58
3.1. Tipo y nivel de investigación 58
3.2. Diseño de investigación 58
3.3. Población y muestra 59
3.3.1. Población 59
3.3.2. Muestra 59
3.4. Instrumentos 60
3.4.1. Técnicas 60
3.4.2. Instrumentos 61
3.5. Procedimiento 62
3.5.1. Etapa de preparación y revisión técnica 62
3.5.2. Etapa de recopilación de información base 63
3.5.3. Etapa de implementación de la tecnología y medición 63
3.5.4. Etapa de análisis 63
3.6. Análisis de datos 64
4. CAPÍTULO IV RESULTADOS Y DISCUSIÓN 66
4.1. Resultados del tiempo total del proceso de cubicación 66
4.1.1. Comparación del tiempo total entre métodos 66
4.1.2. Comparación del tiempo por actividades principales 68

4.1.3. Reducción del tiempo total del levantamiento 70
4.1.4. Reducción del tiempo de procesamiento 75
4.2. Resultados de exposición al riesgo operacional 78
4.2.1. Identificación y comparación de peligros 78
4.2.2. Impacto en la seguridad operativa 80
4.3. Resultados de clasificación con Machine Learning 83
4.3.1. Matriz de confusión 83
4.3.2. Matriz de confusión normalizada 88
4.3.3. Top 5 de errores 92
4.3.4. Métricas de desempeño 97
4.3.5. Análisis de desempeño de ML para clase Mineral 99
4.3.6. Análisis de F1-score para clase Mineral 100
4.4. Discusión 103
4.4.1. Optimización del tiempo de levantamiento 103
4.4.2. Optimización del tiempo de procesamiento 103
4.4.3. Reducción de exposición al riesgo operacional 103
4.4.4. Desempeño del modelo de Machine Learning 104
5. CAPÍTULO VI CONCLUSIONES 105
6. CAPÍTULO VII RECOMENDACIONES 106
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 107
8. ANEXOS 111

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Operacionalización de variables 9
Tabla 2 Drones en minería por tipos 38
Tabla 3 Comparación del escáner Isite y sensor Hovermap 53
Tabla 4 Evaluación de supuesto de normalidad 65
Tabla 5 Tipos de pruebas estadísticas a usar 65
Tabla 6 Resumen del registro de tiempo total de cubicación por método y mes 68
Tabla 7 Resumen del registro de tiempo operativo de cubicación por método y mes 69
Tabla 8 Tiempo total del levantamiento 71
Tabla 9 Comparación de Tiempo total del levantamiento 73
Tabla 10 Tiempo total de procesamiento 76
Tabla 11 Comparación de Tiempo de procesamiento 76
Tabla 12 Comparación del peligro riesgo asociado por método 78
Tabla 13 Estado del riesgo con la implementación del dron y sensor LiDAR 80
Tabla 14 Distribución del nivel de riesgo según método de levantamiento 82
Tabla 15 Matriz de confusión de febrero 2024 83
Tabla 16 Matriz de confusión de marzo 2024 85
Tabla 17 Matriz de confusión de abril 2024 87
Tabla 18 Matriz de confusión normalizada de febrero 2024 88
Tabla 19 Matriz de confusión normalizada de marzo 2024 89
Tabla 20 Matriz de confusión normalizada de abril 2024 91
Tabla 21 Top 5 errores en febrero 2024 92
Tabla 22 Top 5 errores en marzo 2024 94
Tabla 23 Top 5 errores en abril 2024 96
Tabla 24 Métricas de desempeño de febrero 2024 98
Tabla 25 Métricas de desempeño de marzo 2024 98
Tabla 26 Métricas de desempeño de abril 2024 99
Tabla 27 Métricas de desempeño de la clase Mineral 99
Tabla 28 Número de Airpoints y F1-score por mes 101

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Evolución del proceso de cubicación 2
Figura 2 Control topográfico en Tajo Abierto 24
Figura 3 Levantamiento de cresta y toe 26
Figura 4 Nube de puntos generados por la superposición de imágenes..... 28
Figura 5 Ortofoto de acceso a mina 29
Figura 6 Funcionamiento del sistema LiDAR 30
Figura 7 Sistema LiDAR ALS 31
Figura 8 Levantamiento con I-Site 33
Figura 9 Levantamiento de infraestructuras 34
Figura 10 Levantamiento de frentes de minado..... 34
Figura 11 Escaneo de equipo 35
Figura 12 Levantamiento de accesos 35
Figura 13 Uso de dianas o ground control points 37
Figura 14 Esquema de clasificación de la IA..... 40
Figura 15 Niveles de riesgo de la matriz IPERC 42
Figura 17 Secuencia de tareas para cubicación de la Pila de Intermedios..... 46
Figura 18 Puntos de estación del escáner estático 47
Figura 19 Estación del escáner en el ingreso del domo 48
Figura 20 Curvas de nivel de la estación del escáner en el ingreso del domo 49
Figura 21 Trayectoria del dron dentro del domo 50
Figura 22 Armado del dron y levantamiento de referencias..... 51
Figura 23 Esquema de clasificación de la IA..... 52
Figura 24 Monitoreo del levantamiento en tiempo real..... 52
Figura 25 Visualización de la nube de puntos en Cloud Compare 54
Figura 26 Limpieza por capas en Cloud Compare..... 55
Figura 27 Visualización de la nube de puntos en LiDAR360..... 56
Figura 28 Módulo de Machine Learning 56
Figura 29 Generación de curvas de nivel y superficie..... 57
Figura 30 Tiempo total de cubicación por método y mes..... 67

Figura 31 Tiempo operativo de cubicación por método y mes 70
Figura 32 Gráfico de barras del tiempo total de levantamiento 72
Figura 33 Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para tiempo de levantamiento 73
Figura 34 Estadístico de prueba de Wilcoxon para tiempo de levantamiento 74
Figura 35 Gráfico de barras del tiempo de procesamiento 75
Figura 36 Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para tiempo de procesamiento..... 77
Figura 37 Estadístico de prueba de Wilcoxon para tiempo de procesamiento 77
Figura 38 Comparación del nivel de riesgo por método 79
Figura 39 Comparación del nivel de riesgo residual por método 80
Figura 40 Diagrama circular del estado de riesgo..... 81
Figura 41 Resultados de prueba exacta de Fisher para el nivel de riesgo operativo..... 82
Figura 42 Diagrama de matriz de confusión de febrero 2024..... 84
Figura 43 Diagrama de matriz de confusión de marzo 2024 86
Figura 44 Diagrama de matriz de confusión de abril 2024..... 87
Figura 45 Diagrama de matriz de confusión normalizada de febrero 2024..... 89
Figura 46 Diagrama de matriz de confusión normalizada de marzo 2024 90
Figura 47 Diagrama de matriz de confusión normalizada de abril 2024..... 91
Figura 48 Sección transversal del levantamiento de febrero 2024 93
Figura 49 Vista planta del levantamiento de febrero 2024 93
Figura 50 Sección transversal del levantamiento de marzo 2024..... 94
Figura 51 Vista planta del levantamiento de marzo 2024..... 95
Figura 52 Sección transversal del levantamiento de abril 2024..... 96
Figura 53 Vista planta del levantamiento de abril 2024 97
Figura 54 Gráfico de barras de métricas de desempeño de la clase Mineral 100
Figura 55 Gráfico del número de Airpoints vs F1-score de la clase Mineral 101
Figura 56 F1-score de clase Mineral..... 102

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Descripción y formulación del problema

1.1.1. Descripción del problema

La minería es una de las industrias más antiguas, y aunque a nivel mundial ha avanzado significativamente en la optimización de varios procesos productivos, aún existen áreas que requieren mejoras importantes. En particular, los levantamientos topográficos en las minas siguen siendo un proceso que depende en gran medida del trabajo manual y la presencia de personal en el terreno.

El proceso de levantamiento topográfico en muchas minas superficiales exige la presencia de personal en el terreno que con equipos GPS colocados en una mochila, caminando por crestas y toes de los frentes de minado, depósitos de desmonte, stock para generar los puntos necesarios que permitan reconstruir la topografía. Este método es rápido, pero bastante inseguro e impreciso. Por otro lado, en entornos confinados como las minas subterráneas o las pilas de intermedios, los equipos GPS no son funcionales, por lo que las minas peruanas han optado por escáneres estáticos que aumentan en gran medida la precisión del levantamiento pero que requieren mayor tiempo de procesamiento.

La mina donde se desarrolla el presente estudio tiene una pila de intermedios que almacena el mineral proveniente de la chancadora primaria, cuya cubicación se realiza cada fin de mes y es fundamental para el control del mineral y la planificación operativa. Con la finalidad de cuidar el medio ambiente la pila se encuentra recubierta por un domo metálico y por ello fue catalogada como zona confinada.

Evolución del proceso de cubicación

A lo largo del tiempo, el proceso de cubicación ha evolucionado desde métodos tradicionales con GPS diferencial portátil, pasando por el uso de escáneres estáticos I-Site, hasta las pruebas actuales con drones equipados con sensores LiDAR. Esta evolución se representa en la Figura 1.

Figura 1

Evolución del proceso de cubicación



Nota: Elaboración propia.

La tecnología ha ido evolucionando con los años, y priorizando mejoras para la seguridad de los colaboradores, sin embargo, han presentado sus propias limitaciones en diversas áreas.

a) GPS diferencial

Esta fue una de las primeras técnicas empleadas para la cubicación de pilas. Consistía en que el operador debía recorrer caminando la cresta y el toe con un receptor GPS montado en una mochila. Aunque permitía generar una superficie en poco tiempo, este método implicaba una alta exposición del personal a riesgos como caídas, golpes

e inhalación de polvo. Además, la baja densidad de puntos generados limitaba la precisión volumétrica y no capturaba bien las irregularidades del terreno.

b) Escáner I-Site

Esta tecnología aumentó significativamente la densidad de puntos y mejoró la precisión de los modelos digitales. Sin embargo, requiere que el personal suba al Tripper y coloque el escáner sobre un trípode en distintos puntos, lo que sigue representando un riesgo operativo. El levantamiento toma alrededor de 1h 20min y el procesamiento, cerca de 2 horas, debido a la necesidad de unir manualmente las distintas nubes de puntos generada.

c) Dron con sensor LiDAR

En la etapa de estudio, se realizaron pruebas con drones LiDAR que permiten operar desde fuera del domo, evitando así el ingreso del personal a zonas confinadas. Esta tecnología mejora la seguridad operativa y genera una nube de puntos densa y precisa. El tiempo de levantamiento se ha reducido a 30 minutos, pero la georeferenciación y procesamiento con el software libre CloudCompare toma aproximadamente 2h 11min, lo cual es un cuello de botella dentro del proceso.

Riesgos para el personal

A pesar de que la implementación de drones con tecnología LiDAR representa un avance significativo en la reducción del ingreso del personal a zonas confinadas, la operación aún se encuentra en fase de prueba, lo que introduce nuevos desafíos de seguridad. Actualmente, el dron solo realiza un vuelo parcial al interior del domo (ingresa a la mitad y retorna) debido a que aún no se ha validado completamente la autonomía de vuelo ni el sistema de detección de obstáculos. Esta falta de confianza operacional puede generar situaciones de riesgo si el equipo falla, pierde señal o colisiona. En este contexto, es necesario medir formalmente el nivel de exposición antes y después de la intervención tecnológica mediante un análisis IPERC comparativo.

Ineficiencia en el proceso

A pesar de la reducción de tiempo en la etapa del levantamiento topográfico, el tiempo total del proceso de cubicación aún era elevado. La principal causa es el tiempo de procesamiento de la nube de puntos que se realizó con software CloudCompare y que toma más de 2 horas. Esta demora se debe a que la nube de puntos generada requiere georeferenciación, limpieza y clasificación manual.

Limitaciones técnicas en el procesamiento

Aunque el sensor LiDAR permite generar una nube de puntos densa y detallada, el principal problema radicó en el software de procesamiento actualmente utilizado (CloudCompare). Esta herramienta, si bien es de libre acceso, no era dinámica ni automatizada. El proceso de limpieza y clasificación de los puntos debía hacerse manualmente y por secciones, lo que exige que el usuario identifique y elimine las áreas no relevantes de la nube de puntos una por una. Además, cualquier error cometido durante el proceso obliga a retroceder a una capa anterior y repetir la limpieza, lo cual afecta la continuidad y calidad del trabajo. Esta metodología incrementa la probabilidad de errores humanos y afecta la precisión del modelo final, dificultando una representación fiel del volumen real de la pila.

1.1.2. Formulación del problema de investigación

Interrogante general

¿En qué medida la implementación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning influye en el tiempo, la seguridad del proceso de cubicación y el F1-score de la clasificación de la clase mineral de la pila de intermedios en una mina de cobre del sur del Perú?

Interrogantes específicas

PE. 01: ¿En qué medida la implementación de tecnología LiDAR influye en el tiempo de levantamiento de la pila de intermedios?

PE.02: ¿En qué medida la implementación del software de Machine Learning influye en el tiempo de procesamiento de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR?

PE. 03: ¿En qué medida la implementación de tecnología LiDAR influye en la seguridad operativa durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios?

PE.04: ¿Cuál es el F1-score del modelo de Machine Learning en la clasificación de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR?

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Determinar el efecto de la implementación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning en el tiempo, la seguridad del proceso de cubicación y el F1-score de la clasificación de la clase mineral de la pila de intermedios en una mina de cobre del sur del Perú.

1.2.2. Objetivos específicos

OE.01. Evaluar el efecto de la implementación de tecnología LiDAR en el tiempo de levantamiento de la pila de intermedios.

OE.02. Evaluar el efecto de la implementación de software de Machine Learning en el tiempo de procesamiento de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR.

OE.03. Evaluar el efecto de la implementación de tecnología LiDAR en la seguridad operativa durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios.

OE.04. Determinar el F1-score del modelo de Machine Learning en la clasificación de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR.

1.3. Justificación e importancia

1.3.1. Justificación Práctica

El presente estudio tiene una justificación práctica al abordar una problemática recurrente en la minería superficial como es la cubicación de pilas de intermedios mediante métodos tradicionales que generan altos riesgos para el personal, tiempo de ejecución extenso y limitaciones técnicas. La implementación de tecnología LiDAR permite capturar datos tridimensionales con gran precisión y desde posiciones seguras, mientras que el Machine Learning automatiza la clasificación y procesamiento de nubes de puntos, reduciendo la intervención manual y los errores asociados.

1.3.2. Justificación Teórica

Desde el punto de vista teórico, esta investigación aporta al desarrollo del conocimiento en el campo de la topografía minera, la geoinformática y la analítica de datos espaciales, al integrar la teledetección mediante tecnología LiDAR con los algoritmos de Machine Learning. Los sensores LiDAR se han consolidado como herramientas de alta precisión para la realización de levantamientos topográficos, mientras que el Machine Learning, en particular el algoritmo Random Forest, permite la clasificación de nubes de puntos de manera eficiente. La combinación de ambas tecnologías abre nuevas líneas de investigación sobre métodos de cubicación más robustos y escalables, consolidando un marco teórico aplicable tanto a minería como a otros campos de ingeniería y geodesia.

1.3.3. Justificación Metodológica

Metodológicamente, la investigación propuso un enfoque innovador al aplicar algoritmos de Machine Learning para la clasificación automática de nubes de puntos generada con LiDAR en pilas de intermedios. A diferencia de los métodos convencionales que dependen de procesos manuales, la propuesta integra un flujo de trabajo estandarizado que incluye métricas objetivas de evaluación como precisión, recall y F1-score. Esto permite validar cuantitativamente el rendimiento del modelo y establecer un procedimiento replicable en contextos similares. Además, la metodología puede extrapolarse a otras aplicaciones mineras como el monitoreo de taludes, la

cubicación de botaderos o la gestión de stock en tajo, lo que refuerza su versatilidad y relevancia práctica.

1.3.4. Importancia

La importancia de esta investigación radica en su potencial impacto en el sector minero peruano, alineándose con las tendencias globales hacia la minería digital y la llamada minería 4.0. En el ámbito técnico, se busca optimizar la cubicación de pilas de intermedios, incrementando la seguridad, reduciendo tiempos y generando información más confiable para la toma de decisiones. A nivel estratégico, la investigación demuestra cómo la incorporación de tecnologías emergentes puede contribuir a la productividad y sostenibilidad de la industria extractiva. Finalmente, sus resultados servirán como referencia para otras operaciones que busquen modernizar sus procesos, aportando al desarrollo tecnológico del sector minero en el Perú.

1.4. Hipótesis

1.4.1. Hipótesis general

La implementación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning mejora el proceso de cubicación de la pila de intermedios, al reducir el tiempo de levantamiento y procesamiento, disminuir el nivel de riesgo operativo y alcanzar un F1-score superior al 95% en la clasificación de la clase mineral.

1.4.2. Hipótesis específicas

HE.01. La implementación de tecnología LiDAR reduce el tiempo de levantamiento de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional.

HE.02. La implementación de software de Machine Learning reduce el tiempo de procesamiento de la nube de puntos generadas por tecnología LiDAR en comparación con el método manual.

HE.03. La implementación tecnología LiDAR disminuye el nivel de riesgo operativo durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional.

HE.04. El modelo de Machine Learning presenta un F1-score superior al 95% en la clasificación de la clase mineral de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR.

1.5. Variables

1.5.1. Variables independientes

Implementación de tecnologías LiDAR y software de Machine Learning

Indicadores

- Método tradicional / Tecnología LiDAR
- Método manual / Machine Learning

1.5.2. Variable dependiente

Optimización del proceso de cubicación.

Indicadores

- Tiempo (min)
- Precisión (%)
- Recall (%)
- F1-score (%)
- Número de riesgos
- Severidad de riesgo

La Tabla 1 presenta la definición y operacionalización de las variables a fin de cumplir con los objetivos del estudio.

Tabla 1

Operacionalización de variables

Variables	Tipo	Definición	Dimensiones	Indicadores	Escala de medición	Instrumento
Implementación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning	Independiente	Implementación de tecnología LiDAR y entrenamiento del modelo ML para la clasificación automática de nube de puntos.	Método de levantamiento	Método Tradicional / Tecnología LiDAR	Nominal	Escáner Estático / Dron con sensor LiDAR
			Método de procesamiento	Método Manual / Machine Learning	Nominal	CloudCompare / LiDAR 360
Optimización del proceso de cubicación	Dependiente	Proceso mediante el cual se busca mejorar el tiempo, la seguridad y el F1-score en la determinación volumétrica de la pila de intermedios.	Cuantificación del tiempo	Tiempo (min)	Razón	Registro de tiempos
			Evaluar la seguridad operacional	Severidad de riesgo	Ordinal	Matriz IPERC
			Cuantificación de F1-score	Precisión (%) Recall (%) F1-score (%)	Razón	Matriz de confusión

Nota: Elaboración propia

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

2.1.1. Antecedentes internacionales

La investigación de Henrich et al (2024), titulada *TreeLearn: A Deep Learning Method for Segmenting Individual Trees from Ground-Based LiDAR Forest Point Clouds,* propone la metodología TreeLearn, el cual tiene el propósito de segmentar unidades individuales de árboles dentro de una nube de puntos densa, a través de técnicas de aprendizaje profundo (redes neuronales). Para entrenar el modelo, TreeLearn usó nubes de puntos ya segmentados de manera automática por el software LiDAR360, que corresponde a 6,665 árboles etiquetados. Los resultados del estudio mostraron que TreeLearn alcanzó una precisión promedio del 91.5% y un F-score de 0.87 en la identificación de árboles individuales, a pesar de la alta densidad, oclusión y superposición de copas en la nube de puntos. El modelo demostró ser más eficiente que métodos de última generación como SegmentAnyTree, ForAINet y TLS2Trees, demostrando mayor adaptabilidad a distintas condiciones de terreno sin necesidad de ajustes complejos. Aunque el objetivo inicial fue forestal, los autores sugieren que la técnica puede ser extendida a otros entornos de estructuras complejas.

El árticulo realizado por Atik et al (2021), denominado *Machine Learning-Based Supervised Classification of Point Clouds Using Multiscale Geometric Features*, tiene el propósito de evaluar el rendimiento de múltiples algoritmos de aprendizaje supervisado para la clasificación semántica de nube de puntos, considerando aspectos de precisión, exactitud global, tiempo de procesamiento, recall y puntuación F1. Se entrenaron ocho algoritmos de clasificación supervisada (incluyendo Random Forest, Support Vector Machines, Multilayer Perceptron y Análisis Discriminante Lineal) con información de tres bases de datos (Dublin City, Vaihingen y Oakland3D). Los resultados mostraron que el modelo de Random Forest alcanzó una precisión de 93.12% en el área 1 de Dublin City, en el Área 2 de Dublin

City la red neural Multilayer Perceptron obtuvo 92.78% y en el conjunto Vaihingen alcanzó un 79.71% con Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), y el modelo con mayor rendimiento fue Análisis Discriminante Lineal con un 97.30% en Oakland3D.

El artículo realizado por Zheng et al (2022), denominado *A Framework for Detecting and Extracting Discontinuities Based on Machine Learning,* estudio los taludes del proyecto hidroeléctrico Yebatan, en el río Jinsha (China), donde la inclinación y altitud dificulta el levantamiento convencional. El objetivo fue desarrollar un marco innovador de aprendizaje automático para detectar y extraer discontinuidades, superando las limitaciones del escaneo láser terrestre. La metodología combinó fotogrametría UAV con dron Mavic 2 Pro (20 MP) y puntos de control con estación total de 2 mm de precisión, procesados en ContextCapture para reconstruir nubes 3D con MVS. Posteriormente, se aplicaron algoritmos de IA como Mask R-CNN para segmentación en 2D, y DBSCAN junto con Sk-means para agrupar parámetros geométricos en 3D. Los resultados alcanzaron precisiones de orientación entre 84% y 88%, tasas de reconocimiento del 100% para fallas de nivel III-IV y más del 75% para nivel V.

El artículo realizado por Dzimunya et al (2023), denominado *Prediction of Ground Vibrations Induced by Bench Blasting Using the Random Forest Algorithm*, realizado en la mina de hierro Si-Jia-Ying (China), con el objetivo de predecir la velocidad máxima de partícula (PPV) en voladuras de bancos. La metodología consistió en aplicar el algoritmo Random Forest a un conjunto de 48 instancias de datos de monitoreo sísmico, incluyendo parámetros como distancia equivalente, calor de explosión y características de los explosivos (ANFO y emulsión). Los datos se dividieron en entrenamiento (70%) y prueba (30%), y el desempeño del modelo se comparó con la ecuación convencional EPB. Los resultados mostraron un coeficiente de correlación de 0.95 entre valores reales y predichos, con un error absoluto relativo de 10.9%, frente a 14.8% de la ecuación EPB, lo que confirma la superioridad del modelo. Se identificó la distancia equivalente como el parámetro más influyente en la PPV.

Madrid (2015), en su tesis de pregrado *Determinación de Granulometría y Estrategia de Extracción de Material Minero para un LHD Minero por Medio de Mediciones Láser,* abordó la automatización del carguío en LHDs bajo la variabilidad granulométrica típica del block caving. Para ello, diseñó una maqueta 1:5 y un sistema de medición con LIDAR Hokuyo UTM-30LX-EW accionado por servomotor RX-28, integrado en ROS y PCL. Mediante laser_assembler se generaron nubes 3D, luego con Conditional Euclidean Clustering se separó fino de rocas relevantes y se extrajeron centroide, largo y área con un filtro mínimo. Con esa información se definió la estrategia de carguío: identificar la roca más baja en Z y trazar una línea de entrada paralela al eje X. El error promedio de área fue 14.17% (mejor 0.2%, peor 43.28%, σ=11.8%). El tiempo mínimo confiable para una nube representativa fue 12 s; a 8 s surgieron discontinuidades. En ambiente húmedo el desempeño fue estable, pero el polvo impidió mediciones por atenuación del láser. Así, el sistema demostró diferenciar rocas y proponer un punto inicial de carguío.

Li et al (2021) en su investigación *A Comparison of Deep Learning Methods for Airborne LiDAR Point Clouds Classification,* comparo PointNet++, SparseCNN y KPConv frente a Random Forest para clasificar nubes ALS en Viena (urbano) y corredores de líneas eléctricas. Metodológicamente, las tres redes adoptan esquema U-Net con encoder–decoder, entrenadas por parches equilibrados con coordenadas 3D, también se calculó el *recall*, *precision* y *overall accuracy*. En Viena, SparseCNN obtuvo OA=98.12%, PointNet++ 97.13% y KPConv 94.90%, superando ampliamente a RF. En líneas eléctricas, todas las DL superaron a RF; no obstante, PointNet++ falló más en aisladores de objetos pequeños, mientras SparseCNN y KPConv fueron robustas. Además, SparseCNN requirió menos memoria y fue la más veloz. Se observó que KPConv tendió a confundir techos con suelo por límites de radio en escenas densas. En conjunto, el trabajo demuestra la superioridad y generalización SparseCNN para ALS.

Saputra et al (2018), en su artículo *Advance Blasting using Drone Mapping and AI for Comprehensive Blast Performance Analysis*, buscó mejorar el análisis de desempeño de voladuras mediante integración de mapeo con drones e inteligencia

artificial. La metodología empleó drones con imágenes de alta resolución y puntos de control terrestre (GCPs) para generar ortomosaicos precisos, que luego fueron procesados con algoritmos de IA para evaluar aspectos pre y post-voladura. Se incluyeron detección de collares, medición de fragmentación, perfiles de muck pile, análisis de material proyectado y predicciones del piso de voladura. Los resultados mostraron que este enfoque integrado permitió optimizar la evaluación de voladuras, con un ahorro significativo en costos y mejoras en precisión volumétrica (desviación promedio de 1% respecto a LiDAR). Se resaltó la importancia crítica de los GCPs, ya que sin ellos las desviaciones alcanzaron hasta 3.5 m frente a <1 cm con su uso.

El artículo realizado por Battulwar et al (2021), denominado *A deep learning approach for automation of joint sets recognition on 3D point clouds of rock mass surfaces,* buscó automatizar la identificación de familias de juntas en macizos rocosos mediante el análisis de nubes de puntos tridimensionales de alta densidad. Los datos se obtuvieron a partir de levantamientos fotogramétricos realizados con drones y procesados en software especializado para generar modelos 3D. Posteriormente, se aplicó una red neuronal profunda entrenada para reconocer superficies de juntas, y los planos resultantes fueron agrupados mediante el algoritmo DBSCAN, mientras que el ajuste geométrico se realizó con RANSAC. La metodología permitió trabajar con millones de puntos de manera eficiente, integrando la segmentación, clasificación y validación en un mismo flujo de trabajo. Los resultados mostraron que el método fue capaz de reducir significativamente el tiempo de análisis en comparación con la cartografía manual y alcanzar precisiones superiores al 85 % en la identificación de juntas.

Raval et al (2018), en su artículo *Evaluation of a UAV-LiDAR system for mapping geological structures in an open pit highwall* evaluó en la mina Glendell (Ravensworth, NSW, Australia) la eficiencia de un sistema UAV-LiDAR integrado (Velodyne Puck + IMU + RTK-GPS) para mapear estructuras geológicas y superar oclusiones y sesgos de orientación típicos del TLS. La metodología incluye pruebas de laboratorio y campañas de vuelo a distintas distancias y velocidades, fusión de datos (LiDAR/IMU/RTK), filtrado y segmentación para construir un modelo superficial 3D

del talud; se comparan densidad de puntos y cobertura frente a un TLS de referencia. Los resultados indicaron que el UAV-LiDAR alcanzó densidades de hasta 250 puntos/m², con una cobertura superior en más del 35 % respecto al TLS, además de reducir en aproximadamente 40 % los tiempos de levantamiento.

La investigación de Fahle et al (2023), denominado *Analysis of SLAM-based LiDAR data quality metrics for geotechnical underground monitoring,* se desarrolló en minas subterráneas con el propósito de evaluar la calidad de los datos obtenidos con escáneres LiDAR móviles que emplean algoritmos de SLAM para el posicionamiento y registro en ambientes complejos. La metodología incluyó levantamientos en galerías y cámaras mediante equipos portátiles de escaneo móvil, cuyos modelos tridimensionales se compararon con los obtenidos por escáneres fijos de referencia. Los resultados demostraron que la aplicación de técnicas de corrección, como el *loop closure*, permitió reducir en más del 90 % el error acumulativo de posicionamiento, disminuyendo desviaciones de hasta 30 cm a valores inferiores a 2–3 cm en trayectorias largas. Asimismo, se logró una precisión relativa en el rango de 2 a 5 mm, lo que permitió detectar cambios volumétricos y deformaciones menores en la roca.

Mahlberg et al (2022), en su estudio titulado *Salt Stockpile Inventory Management Using LiDAR Volumetric Measurements*, describen la implementación de un sistema llamado SMART (Stockpile Management and Reporting Technology) basado en escáneres láser LiDAR para la mejorar la precisión en la gestión de inventarios de sal. El estudio consistió en la recopilación de nubes de puntos con el sistema SMART que incluye una Cámara RGB GoPro Hero 9 y dos sensores LiDAR Velodyne VLP-16, lo cuales eran girados 7 veces de forma manual en incrementos de 30 grados en sentido horario cada 10 segundos hasta cubrir la pila de sal. Los resultados se procesaron en gabinete para generar un modelo de superficie digital (DSM) que permita calcular el volumen. Los resultados mostraron que los volúmenes se pueden calcular con errores menores de 0.1% y el tiempo de procesamiento de los datos se ha reducido de caso medio día a menos de una hora. Por otro lado, montar el sistema en la parte superior de la estructura aumenta la visibilidad de la pila en un 10% pero aún existe un 25% de la pila no visible que es calculada por medio de una interpolación. Lo

más importante es que el sistema logro resolver el gran problema logístico en la gestión de pilas de sal para las 140 instalaciones de INDOT del estado de Indiana, Estados Unidos.

Gudekar et al (2023), en su investigación *Autonomous Drones and Advanced Geophysical Surveys: Transforming the Mining Industry*, analiza los avances que se están logrando con la incorporación de drones autónomos y sensores geofísicos avanzados en las actividades de exploración y monitoreo en minería. El estudio describe la capacidad y versatilidad de la tecnología LiDAR Hovermap, que puede ser montado sobre un dron, ir a bordo de una camioneta, o cargado sobre una mochila, navegando fácilmente en terrenos sin señal GPS sin comprometer la seguridad y eficiencia. Asimismo, muestra un magnetómetro llamado MagArrow, que facilita los estudios geofísicos en exploraciones mineras de gran extensión, ya que pueden ser montados sobre un dron.

Held & Lindo (2024), en su investigación *Quantifying NOx Fume Events in Blasting using Drones: Improving Environmental Performance and Public Perception,* busco cuantificar los gases nitrógenos (NOx) en voladuras, un evento indeseado sin métodos de medición confiables disponibles. El objetivo fue desarrollar un sistema que permita caracterizar concentración y magnitud de estas nubes, contribuyendo a la optimización de técnicas de voladura, la reducción del impacto ambiental y la mejora de la percepción pública. La metodología combinó sensores químicos tipo MEMS montados en drones DJI Mavic 3, junto con registros visuales y modelado de nubes mediante Space Carving. Se realizaron pruebas en instalaciones de Austin Powder y luego en voladuras a gran escala en minas, integrando lecturas químicas y video sincronizado para calibrar modelos. Los resultados mostraron que los sensores tuvieron un tiempo de respuesta <5 s y buena resistencia a interferencias, permitiendo recopilar información precisa sobre gases emitidos.

Soni et al (2022), en su investigación *Estimating Strength of Pillars with Karst Voids in a Room-and-Pillar Limestone Mine*, se centró en una mina subterránea de caliza con pilares afectados por huecos kársticos producto de disolución. La investigación tomó como caso el Pilar-X, a 180 m de profundidad, con antecedentes de

fallas en techo y hastiales. La metodología integró GPR con antena de 250 MHz para delimitar cavidades (>20 m), escaneo LiDAR para mapeo de discontinuidades y modelado numérico en 3DEC (DEM) con redes de fracturas discretas (DFN). Se simularon escenarios con diferentes volúmenes de huecos, desde un pilar sólido hasta la inclusión de cavidades equivalentes al 9% de su volumen. Los resultados mostraron que a mayor volumen de karst disminuye la resistencia. Asimismo, se demostró que combinar detección geofísica, LiDAR y modelado numérico es eficaz para optimizar diseños room-and-pillar, aportando herramientas para mitigar riesgos en minas carbonatadas con huecos ocultos.

2.1.2. Antecedentes nacionales

Ríos et al (2022), en su estudio *Reconstrucción estratigráfica del depósito Antamina usando geoquímica, Machine Learning, drones y modelamiento implícito*, buscaron robustecer el modelo geológico de Antamina, tradicionalmente basado en descripciones de sondajes diamantinos con dificultades para diferenciar formaciones sedimentarias como Jumasha y Celendín. La metodología combinó técnicas de machine learning, específicamente árboles de decisión, para predecir leyes de calcio truncadas en función de otros 15 elementos geoquímicos, junto con modelamiento implícito a partir de mallas texturadas 3D generadas por drones y datos LiDAR integrados con más de un millón de metros de sondajes. Los resultados permitieron construir un modelo estratigráfico robusto, estimar leyes de calcio más precisas, reinterpretar dominios geotécnicos e incorporar un nuevo dominio litológico para la estimación de recursos. La investigación demostró que integrar datos geoquímicos, fotogrametría y LiDAR en conjunto con inteligencia artificial mejora la calidad de los modelos geológicos.

Nalvarte & Mamani (2021), en su tesis de pregrado Análisis espacio temporal del uso de suelo en concesiones de castaña mediante la aplicación de imágenes del satélite Landsat en la Microcuenca Manuripe-Madre de Dios, períodos 2004-2020 analizaron el cambio de uso de suelo en concesiones de castaña entre 2004 y 2020, frente a presiones por agricultura, ganadería y minería aurífera. La metodología fue descriptiva y correlacional, empleando imágenes de Landsat-5, 7 y 8 procesadas en

Google Earth Engine, aplicando clasificación supervisada con Random Forest en cuatro categorías: bosques, áreas agrícolas, superficies de agua y zonas artificializadas. La validación se realizó con matriz de confusión y 210 puntos de verificación en campo, alcanzando precisiones globales de entre 84.3% y 88.6% históricamente, y de 86.39% en 2020 con un coeficiente Kappa de 0.80. Los resultados revelaron una pérdida de 9,435 ha de cubierta forestal en 17 años, principalmente por conversión a áreas agrícolas y ganaderas.

Benites et al (2022), en su tesis de maestría en Data Science Identificación de Zonas de Riesgo Eléctrico Potencial en Redes de Media Tensión en el Perú empleando Algoritmos de Visión por Computadora y Aprendizaje Automático en Nubes de Puntos LiDAR 3D, utilizó la tecnología para abordar una problemática que amenaza la seguridad pública en las zonas urbanas de Lima Metropolitana. El objetivo principal fue optimizar el proceso de supervisión de las redes de media tensión en cuanto a tiempo, recursos y precisión. Se realizó 53 levantamientos con sensor LiDAR en recorridos aproximado de 1km y 10 millones de puntos. Esta nube de puntos se sometió a una clasificación del suelo que permitió reducir entre 40% a 50% la cantidad de puntos, para posteriormente clasificar la nube de puntos en varias iteraciones haciendo uso del algoritmo por DBSCAN (con EPS iguales a 1.8, 1.5, 2.5, 3 y 20) y regresión lineal RANSAC. Los resultados mostraron una precisión global de 93.10%, recall de 89.40% y un F1 de 91.22% en la detección de cableado de media tensión.

Gálvez & Yalli (2024), en su tesis de pregrado Evaluación de eficiencia entre clasificación automática por segmentación semántica y clasificación manual de nube de puntos fotogramétricos de un levantamiento topográfico, describe lo laborioso que puede ser la clasificación manual de la nube de puntos y propone una solución de segmentación semántica automática. El estudio se llevó a cabo en el sector de Chuñuranra, en Huancavelica, Perú donde se realizaron levantamientos con el Drone Phanton 4RTK. Para la clasificación de nube de puntos se usó el conjunto de datos Dayton Annotated Lidar Earth Scan (Dales) que contiene 40 escenas de datos LiDAR, de los cuales 29 son para entrenamiento y 11 para prueba. Los resultados mostraron in precisión global de 93% y una precisión media del 70% con el software PointNet++ y

el Dales data set; en cambio la clasificación manual en Global Mapper obtuvo una precisión global del 92% y presión media del 65%.

Romero & Pajuelo (2023), en su estudio *Optimización de análisis granulométrico de stockpiles mediante equipos no tripulados UAV en minería,* abordaron el desafío de obtener granulometría de stockpiles de manera rápida y precisa, frente al método convencional manual, lento y costoso. El estudio se realizó en un área de 0.88 ha con siete stockpiles, utilizando drones DJI Phantom 4 RTK y DJI Mavic Air 2. La metodología consistió en planificar vuelos en patrones paralelos, recolectar imágenes aéreas y procesarlas en Pix4D para obtener modelos 3D, aplicando WipFrag para determinar la distribución de tamaños de partículas. Los resultados evidenciaron que la metodología UAV permitió análisis granulométrico digital completo, con correlación del 96.9% frente al método convencional. Se reportó además una reducción de costos operativos de hasta 71% y un incremento en seguridad laboral al evitar exposición en campo.

López (2023), en su informe de suficiencia profesional *Cálculo de Volúmenes de Acopios mediante Láser Escáner 3D en una Concretera,* describe la aplicación de escáner láser 3D para cubicación de stockpiles de clínker en una planta de concreto, comparando su desempeño frente a estaciones totales. La metodología incluyó tres etapas: recopilación en campo con escáner Leica RTC360 y targets, procesamiento en Cyclone REGISTER 360 para registrar, alinear y georreferenciar nubes de puntos, y finalmente el cálculo volumétrico con mallado y triangulación. Los resultados mostraron que el tiempo de levantamiento se redujo en 66.67% (2 horas frente a 4 horas), incrementando además la seguridad al reducir la exposición del personal a altas temperaturas y riesgos operativos. El modelo 3D obtenido tuvo mayor fidelidad geométrica y calidad de datos que el método convencional.

De la Cruz (2019), en su tesis de pregrado Análisis e implementación de levantamiento topográfico por método LiDAR para proyectos viales, modelamiento de superficie y validación de cálculos con Precise Point Positioning (PPP), evaluó la precisión del LiDAR aerotransportado en proyectos viales, superando la normativa del IGN que limita los procesamientos a bases ≤40 km. La metodología consistió en

reprocesar un vuelo de 50 km lineales, ajustar líneas de vuelo y clasificar la nube de puntos con Terrascan, TerraMatch y TerraModeler. La validación comparó resultados PPP frente a puntos de control y modelos digitales del terreno (MDT) de referencia. Los resultados arrojaron discrepancias entre −0.094 m y +0.136 m, con un promedio de −0.03 m, cumpliendo la tolerancia de ±0.25 m del IGN para cartografía 1:1000. El estudio concluyó que el uso de PPP con LiDAR es viable para modelamiento de superficie en obras viales, optimizando recursos y garantizando precisión.

Vásquez (2022), en su tesis de pregrado *Implementación de drones para la automatización de los recursos topográficos en la planificación de minado en Mina Justa,* evaluó la implementación de drones para el control de bancos, mallas de perforación, avance de minando y acopios. La metodología comprendió el diseño de planes de vuelo bajo parámetros de solape superior al 70 %, garantizando la calidad geométrica de las imágenes. Se validó los datos obtenidos por dron frente a los puntos de una malla de perforación con el GPS diferencial. Los resultados demostraron que los drones reducen drásticamente los tiempos, pasando de un día de trabajo a un vuelo de 30 minutos, con discrepancias mínimas respecto a GPS diferencial (Este 0.016 m; Norte −0.076 m; Elevación 0.024 m). Además, eliminaron la exposición de operadores a zonas de riesgo y permitieron obtener nubes de puntos densas para planificación en menor tiempo y costo.

Arrascue (2021), en su investigación de maestría *Viabilidad del uso de drones en la detección de fallas/deterioros en caminos mineros de acarreo de mineral/material*, evaluó la posibilidad de emplear drones para gestionar eficientemente el mantenimiento de caminos mineros. La metodología incluyó revisión de literatura, análisis de estudios de caso y simulación de costos y tiempos para 10 km de vía. Se propusieron dos modalidades de inspección con drones: ortofotos para gabinete e inspección visual en tiempo real, considerando cámaras de alta resolución para alcanzar un GSD de 3 cm/píxel. Los resultados confirmaron la viabilidad técnica y económica, estimando mejoras en productividad como reducción del ciclo de acarreo (13.6%), ahorro de combustible (22.23%) y aumento de disponibilidad mecánica (4.08%). El costo de evaluar 10 km de vía fue de USD 10,582 en 6 días, con posibilidad

de reducir a 1 día mediante inspección visual directa. El trabajo concluye que la tecnología RPA es viable como alternativa más económica y flexible, aunque limitada por condiciones climáticas y la discontinuidad de mediciones.

Ocsa & Barreda (2022), en su tesis de pregrado *Aplicación de Drone para Elaborar Modelos Digitales en Frente de Minado, Unidad Minera Las Bambas,* describen las ventajas que ofrecen los drones en cuanto a seguridad, precisión y ahorro a comparación de los métodos tradicionales. El levantamiento en campo se realizó con un Dron DJI Phantom 4 en el tajo Ferrobamba Fase 3, luego de obtener el modelo digital de elevaciones (MDE), se calculó el volumen en el software MinePlan 3D. Este procedimiento logró reducir el tiempo de levantamiento a 17 min en comparación a la metodología GPS que dura 20 min. Sin embargo, la mejora más significativa es en materia de seguridad para los trabajadores y la precisión de los resultados.

2.1.3. Antecedentes locales

Villanueva (2019), en su tesis Caracterización Automática de la Geometría de Discontinuidades en Macizos Rocosos mediante Algoritmo Difuso aplicado a Datos LIDAR y Structure From Motion, desarrolla una metodología que usa algoritmo difuso para determinar automáticamente la orientación y el espaciamiento de las discontinuidades del macizo rocoso a partir de una nube de puntos o archivo SFM. Se aplicó esta metodología al afloramiento de un cuerpo intrusivo diorítico en Socabaya, Arequipa. En una primera etapa se realizó un filtrado por vóxel para reducir redundancias, luego se calcularon los vectores mediante estructuras Octree y KDtree y finalmente se clasificó las familias de discontinuidades haciendo uso del algoritmo de Fuzzy C Means. Las orientaciones obtenidas con esta metodología lograron desviaciones máximas de 12° en dirección y 6° para el buzamiento respecto a métodos convencionales.

Barrios & Pachao (2023), en su investigación *Importancia de levantamiento espacial de discontinuidades en zonas inaccesibles*, detallan la implementación de un sistema de caracterización estructural de taludes y zonas inaccesibles en mina Cuajone mediante fotogrametría y escáner láser 3D. La metodología consistió en la captura de

imágenes de alta definición con drones y el uso de LiDAR terrestre para generar nubes de puntos espaciales, permitiendo obtener superficies digitales tridimensionales de alta precisión. Con la nube de puntos procesados, se realizó un análisis para determinar parámetros como orientación, espaciamiento, persistencia y potencia de las discontinuidades. Los resultados demostraron que esta técnica disminuye la exposición de personal en áreas de riesgo, reduce los sesgos propios de métodos convencionales y proporciona datos estructurales más completos y fiables.

Huanca (2022), en su tesis de pregrado Aplicación de la técnica GNSS-RTK y la fotogrametría con drones para la caracterización y monitoreo del deslizamiento de tierra activo de Pie de la Cuesta en el valle de Vítor, Arequipa, estudió el deslizamiento reactivado en 2016 en la margen izquierda del valle de Vítor. Se aplicaron dos metodologías principales: el monitoreo GNSS-RTK en siete campañas de campo y la fotogrametría aérea multitemporal con drones de ala fija y multirrotor, procesando datos en Agisoft Metashape y comparando nubes de puntos con el algoritmo M3C2 en CloudCompare. Los resultados permitieron clasificar el deslizamiento como complejo, con cinco tipos de movimientos, un área de 0.6 km^2 y un volumen estimado de 42 × 10^6 m^3, identificando velocidades promedio de hasta 2.9 m/mes en los flujos de tierra. El GNSS-RTK demostró una confiabilidad del 95% y una gran precisión (3 cm horizontal, 4 cm vertical).

Saldarriaga (2023), en su tesis posgrado *Modelamiento Geológico-Geotécnico con el Uso de Drones y Software del Yacimiento Estratificado, de la Cantera Ludmirca*, desarrolló un estudio en la cantera de calizas Ludmirca, perteneciente a YURA S.A., en Arequipa, con el fin de mejorar la estabilidad de taludes en un yacimiento con estructura anticlinal. La metodología integró levantamientos fotogramétricos con drones Phantom 4 RTK, modelamiento geológico en Datamine STRAT 3D y modelamiento geotécnico en SIROVISION, complementado con análisis en softwares Rocscience y elementos finitos. Se generó un modelo geológico por el método implícito y una zonificación geotécnica en cuatro sectores, con clasificaciones RMR y factores de seguridad. Los resultados mostraron que los taludes presentan estabilidad aceptable y que la estimación geoestadística por Inverso a la Distancia fue precisa. El

empleo de drones optimizó la captura de datos topográficos y evidenció el potencial de integrar tecnologías geomáticas y softwares especializados para mejorar la seguridad y eficiencia en la explotación de canteras.

Nina (2022), en su trabajo de investigación *Control de Diseño en Tajo con Dron Phantom IV Pro para Mejorar la Seguridad en los Levantamientos Topográficos,* propone la implementación de un dron Phantom IV Pro para mejorar la seguridad en las tareas de topografía de la contratista Mining Company Services de la unidad minera Cuajone. En el estudio se realizó una comparación del uso del dron con los métodos tradicionales que requieren el uso de GPS diferencial, donde el dron Phanton demostró mejor eficiencia los levantamientos de zonas de carguío, botadero y stock, áreas disparadas, control geotécnico y supervisión. Los resultados fueron positivos demostrando que el uso del Phantom permitió levantamiento de alta precisión en 5min a 15 min, en cambio el GPS expone a los trabajadores y requiere tiempo de 30 min a 35 min. Asimismo, el dron permitió obtener imágenes de alta resolución y mayor detalle, por lo cual los cálculos de volúmenes son más precisos que se aproximan en 2 a 4% del resultado real.

Bustamante (2022), en su tesis Optimización de Levantamientos Topográficos Aplicado a Stocks de Mineral Mediante Uso de Fotogrametría con Dron Phantom 4 en una Mina Superficial de Hierro en la Costa Sur del Perú, se centró en evaluar la problemática existente en los levantamientos topográficos del stock de mineral con métodos tradicionales como estaciones totales y GPS que implican alto consumo de tiempo, costos elevados y riesgos para los trabajadores. El estudio compara dos métodos de levantamiento topográfico, uno con estación total Leica TS06 y otro con el dron Phantom 4, cuyos resultados fueron procesados en AutoCAD Civil 3D y Agisoft Metashape respectivamente. El uso del dron permitió completar el trabajo en solo 35min que representan el 30% del tiempo requerido por la estación total 85 min y el tiempo de procesamiento en gabinete se redujo en 65% que representa una diferencia de 80 min entre la metodología tradicional y el uso del dron. Asimismo, el 85% de los trabajadores percibía que su integridad estaba en riesgo y mostraron disposición al cambio de metodología.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Topografía

La topografía es una ciencia aplicada, que se encarga del estudio y representación gráfica de la superficie terrestre, considerando tanto sus formas naturales como artificiales. Esta ciencia determina la posición relativa de los puntos sobre la tierra a través de la medición de distancias, ángulos y elevaciones, plasmando los resultados en planos, mapas o modelos tridimensionales que permitan describir y analizar el terreno (Rincón et al, 2017).

2.2.2. Levantamiento topográfico

Rincón et al (2017) indica que el levantamiento topográfico es el conjunto de procedimientos que permiten conocer y entender la geometría del terreno. Con el paso del tiempo y debido a los avances tecnológicos, se ha logrado pasar de métodos manuales con cinta y brújula, a sistemas electrónicos como la estación total y GNSS, y finalmente a técnicas de percepción remota como la fotogrametría con dron y el LiDAR, los cuales permiten levantamientos más rápidos, seguros y precisos.

2.2.3. Tipos de levantamiento convencional según equipo

Según Salas (2022) los levantamientos topográficos se pueden clasificar según el equipo que utilizan para las mediciones y pueden ser: cinta métrica, nivel topográfico, teodolito, estación total y GPS. Sin embargo, la mayoría de las minas al sur del Perú han dejado de lado los métodos con cinta métrica, nivel topográfico y teodolito ya que tienen muchas limitaciones para trabajar de manera rápida y precisa en áreas de gran extensión.

Levantamiento con Estación Total

La estación total es un instrumento que combina teodolito electrónico con distanciómetro (EDM) para poder medir la distancia inclinada a un prisma reflector o directamente a un punto mediante un haz de luz láser. Dado que cuenta con un microprocesador y pantalla digital, puede almacenar las distancias, ángulos

horizontales y ángulos verticales hacia un punto en específico. Aplicando fórmulas de trigonometría se puede determinar las coordenadas de cada punto medido.

Según Wolf y Ghilani (2016) la estación total permite realizar los siguientes cálculos:

> (1) obtención de promedios de mediciones múltiples angulares y de distancias; (2) corrección electrónica de distancias medidas por constantes de prisma, presión atmosférica y temperatura; (3) hacer correcciones aproximadas por curvatura y refracción de ángulos verticales y elevaciones determinadas por nivelación trigonométrica; (4) reducción de las distancias inclinadas a sus componentes horizontal y vertical; (5) cálculo de elevaciones de puntos a partir de las componentes de distancias verticales (las cuales se complementan con entradas por medio del teclado de las alturas del instrumento y del reflector), y (6) cálculo de las coordenadas de los puntos del levantamiento a partir de las componentes de distancia y ángulo horizontales. (p. 188)

En minería superficial, la estación total se usa para el replanteo de rampas, bancos, botaderos y accesos, así como el control geométrico de taludes para verificar que se cumplan los diseños geotécnicos y detectar posibles desplazamientos, tal como se observa en la Figura 2.

Figura 2

Control topográfico en Tajo Abierto



Nota: Recopilado de Urtopografia.

Levantamiento con GPS Diferencial

El levantamiento topográfico con GPS diferencial (DGPS - Differential Global Positioning System) es una metodología de medición donde se utiliza simultáneamente dos o más receptores GNSS (Global Navigation Satellite System) para captar las señales de posición y tiempo emitidas por diversos satélites (Wolf y Ghilani, 2016). Las constelaciones de satélites más usados son NAVSTAR-GPS, GLONASS, GALILEO, BEIDOU.

En este sistema uno de los receptores se denomina estación base, la cual se ubica en un punto de coordenadas conocidas con alta precisión y tiene la función de registrar las señales satelitales y corregir errores de pseudodistancia, como los causados por la refracción ionosférica, troposférica, ruido del receptor, el reloj de los satélites o la órbita. Una vez corregidos dichos errores, se transmite la señal en casi tiempo real al otro receptor móvil denominado rover mediante un transmisor de radio. Por su parte, el rover se desplaza por el área de trabajo realizando lecturas de las coordenadas corregidas de un punto o una serie de puntos.

Según Nina (2022) la mayoría de las tareas del área de topografía se realizan con GPS diferencial, el cual es colocado en una mochila y cargado por los topógrafos, que caminan por las áreas de interés lecturando puntos. Las actividades que se realizan son las siguientes:

- Levantamiento de avances de minado frentes de pala y cargador frontal
- Levantamiento de stock de mineral
- Levantamiento de crestas de depósitos de desmonte
- Levantamiento de la pila de intermedios
- Levantamiento de zonas de sobrerotura
- Levantamiento de topografía de zonas expit
- Marcación de la posición de los puntos de precorte
- Marcación del perímetro del proyecto de perforación
- Marcación de los polígonos de mineral
- Marcación del límite de material sin disparar

- Marcación de cresta y toe de diseño
- Marcación de tiros cortados y Back up

En la Figura 3 se puede observar una de las aplicaciones del GPS diferencial en minería a tajo abierto, que es el levantamiento de cresta y toe en los frentes de minado de las palas. Donde el topógrafo camina a 1.5m de distancia desde la cresta real, tratando de simular la misma topografía y silueta.

Figura 3

Levantamiento de cresta y toe



Nota: Elaboración propia

2.2.4. Tipos de levantamiento no convencional

Dentro de los levantamientos no convencionales se pueden incluir a aquellos métodos topográficos y geoespaciales que aceleran el tiempo de lectura de datos, incorporando tecnologías avanzadas de sensores remotos, cámaras, escáner y drones (RPAS). Actualmente la mayoría de las minas del Perú tienen implementados equipos y drones de levantamientos fotogramétricos y escáner LiDAR estáticos.

2.2.5. Fotogrametría

La fotogrametría es una técnica que permite obtener información métrica de la forma, dimensión y posición espacial de los objetos y del terreno mediante mediciones realizadas sobre fotografías. Según Rosado (2014), “la fotogrametría puede definirse como la ciencia para elaborar mapas o planos partiendo de fotografías realizadas bajo unos condicionantes específicos” (p. 46).

A diferencia de la fotointerpretación, que analiza fenómenos visibles en las imágenes, la fotogrametría se centra en la generación de productos cartográficos y métricos de alta exactitud, migrando en la actualidad a la creación de modelos tridimensionales y nubes de puntos.

El principio por el cual se rige la fotogrametría es el desplazamiento radial, el cual ocurre cuando un objeto situado a mayor altura respecto al terreno aparece en la fotografía con una ligera variación en su posición, proyectándose hacia los bordes de la imagen en dirección radial desde el centro. Al analizar y medir estas variaciones en diferentes fotografías tomadas desde ángulos o posiciones distintas, es posible calcular la altura y la forma real de los objetos y del terreno. Por lo tanto, la fotogrametría transforma imágenes bidimensionales en modelos espaciales tridimensionales.

Elementos fundamentales

La calidad de un levantamiento fotogramétrico está determinada por tres factores principales:

- Escala fotográfica: define el tamaño mínimo de objeto detectable en función de la relación entre el plano final y la imagen
- Distancia focal: corresponde a la distancia calibrada entre el centro óptico de la cámara y el plano focal.
- Altura de vuelo: condiciona la escala y depende de la relación entre la altura media sobre el terreno y la distancia focal.

Proceso fotogramétrico digital

El flujo de trabajo digital actual se apoya en técnicas como la Structure from Motion (SfM), ampliamente utilizada en reconstrucción 3D. Según Westoby et al (2012), este proceso puede resumirse en seis fases:

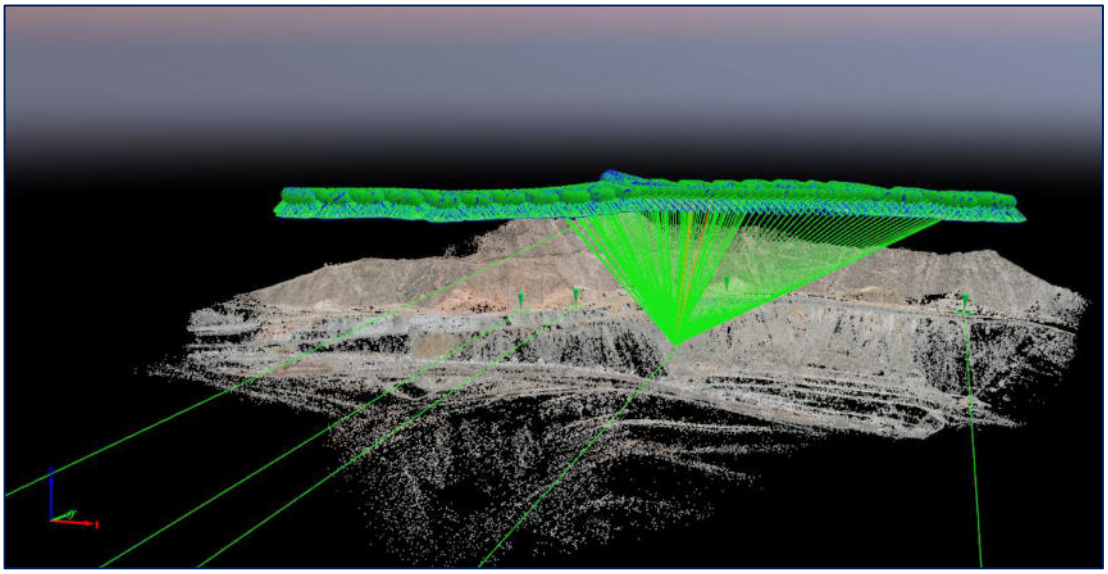
- Adquisición de fotografías con suficiente superposición.
- Alineamiento de imágenes y detección de puntos clave.
- Generación de nube de puntos dispersa.
- Densificación de nube de puntos.

- Construcción de la malla o superficie.
- Texturizado para otorgar realismo al modelo.
- En la Figura 4 se observa cómo las diferentes fotografías tomadas por un dron se alinean y superponen para recrear la topografía y generar una superficie.

Figura 4

Nube de puntos generados por la superposición de imágenes

-



Nota: Elaboración propia

Clasificación

La fotogrametría puede clasificarse de dos formas principales (Rosado, 2014):

Por el instrumental empleado:

- Fotogrametría analógica.
- Fotogrametría analítica.
- Fotogrametría digital.

Por la distancia al objeto:

- Fotogrametría espacial (satélite).
- Fotogrametría aérea (aviones o drones).
- Fotogrametría terrestre (superficie).

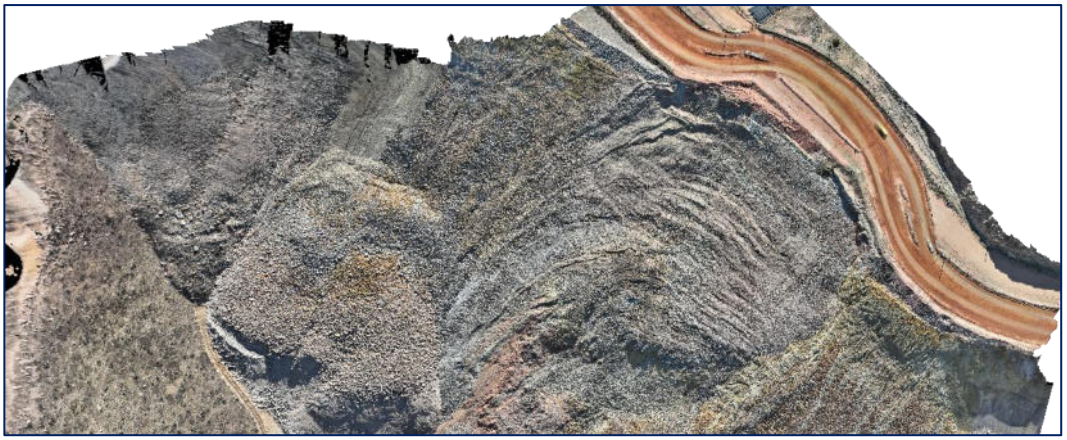
De acuerdo con Rosado (2014), los productos finales de este proceso son ortofotografías digitales, modelos digitales del terreno - MDT, modelos digitales de superficie – MDS (Ver Figura 5) y curvas de nivel.

–

Figura 5

Ortofoto de acceso a mina

–



Nota: Elaboración propia

2.2.6. Tecnología LiDAR

El LiDAR es un sistema de detección remota que utiliza pulsos de luz láser para mapear superficies con alta precisión. Estos pulsos, combinados con datos de posicionamiento GPS, generan modelos tridimensionales detallados del entorno.

Funcionamiento

A continuación, se detalla el funcionamiento básico de toda tecnología LiDAR en 3 pasos y también se puede ver gráficamente en la Figura 6.

- Un sensor LiDAR emite millones de pulsos de luz láser por segundo hacia la superficie objetivo.
- Estos pulsos viajan a la velocidad de la luz y rebotan al entrar en contacto con objetos o estructuras como rocas, terrenos, túneles o maquinaria.

- El sistema LiDAR mide el tiempo que tarda cada pulso en regresar al sensor después de reflejarse en el objeto, y con ello se puede calcular la distancia.

Figura 6

Funcionamiento del sistema LiDAR



Nota: Recopilado de Eos Data.

Nubes de puntos y visualización de datos

Con los datos recopilados de millones de pulsos, el LiDAR genera una "nube de puntos", que es un conjunto de datos tridimensionales que representa las formas y características del entorno escaneado. Cada punto tiene información de coordenadas X, Y, Z y, en muchos casos, intensidad del reflejo.

Los datos en bruto recopilados por el LiDAR son procesados mediante software especializado que transforma la nube de puntos en mapas tridimensionales y modelos digitales del terreno.

Clasificación

La clasificación de los sistemas LiDAR puede hacerse en función de la plataforma, el principio de operación y la resolución tecnológica.

Según la plataforma (Shan & Toth, 2017):

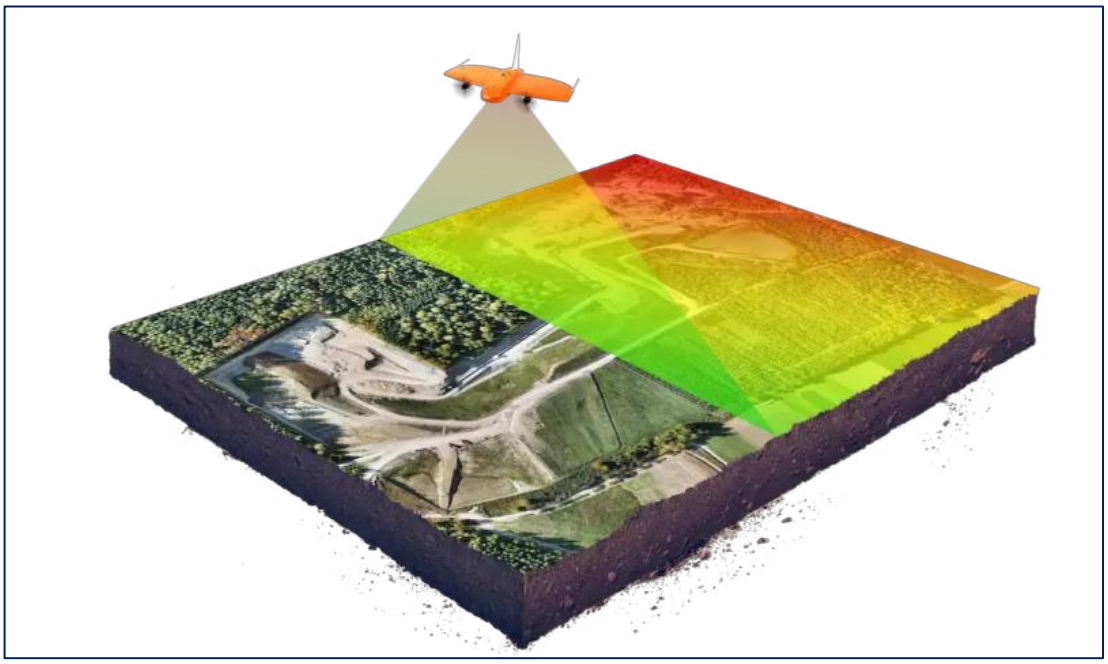
- ALS - LiDAR aéreo (aviones o drones).
- TLS - LiDAR terrestre (trípodes o vehículos).

- LiDAR espacial (satélites).

En la Figura 7 se puede observar el funcionamiento de un sistema LiDAR de tipo ALS, dado que el sensor está incorporado dentro del dron Wingtra.

Figura 7

Sistema LiDAR ALS

- 

Nota: Recopilado de Wingtra.

Según la tecnología láser (Shan & Toth, 2017):

- Single photon LiDAR: captura de un fotón a la vez.
- Geiger-mode LiDAR: captura múltiples fotones a la vez.
- Multiespectral LiDAR: combina varias longitudes de onda.

Componentes un sensor LiDAR

Un sensor LiDAR combina hardware óptico (láser, escáner, receptor), una unidad de procesamiento y un sistema de navegación (GPS, INS, IMU, SALM y DMI).

a) Fuente láser: emite los pulsos de luz.

b) Escáner y óptica: definen la dirección de emisión y registran la señal de retorno.

c) Receptor: detecta la señal reflejada y mide el tiempo de vuelo.

d) Unidad de control y almacenamiento: gestiona el disparo de pulsos, sincroniza los sensores y almacena los datos crudos.

e) Sistema de navegación: se basan principalmente en GPS/GNSS y INS y se complementan con DMI o SLAM.

Sistemas de navegación

GPS/GNSS (Global Navigation Satellite System), es el sistema que proporciona la posición absoluta del sensor en coordenadas geográficas (latitud, longitud y altitud). Para aplicaciones LiDAR se emplean técnicas de alta precisión como el RTK (Real Time Kinematic) o el DGPS (Differential GPS).

INS (Inertial Navigation System), es un sistema de navegación que calcula la orientación y actitud de la plataforma (ángulos de guiñada, cabeceo y balanceo) usando acelerómetros y giróscopos. Su función principal es complementar al GPS, aportando continuidad en los datos cuando hay pérdida de señal satelital.

DMI (Distance Measurement Indicator), se utiliza principalmente en sistemas LiDAR móviles terrestres. Se trata de un sensor que mide la distancia recorrida por el vehículo mediante la rotación de las ruedas. Su ventaja es que ayuda a mantener la precisión en el cálculo de la trayectoria cuando el GPS pierde señal, como en túneles, calles estrechas o zonas urbanas con interferencias.

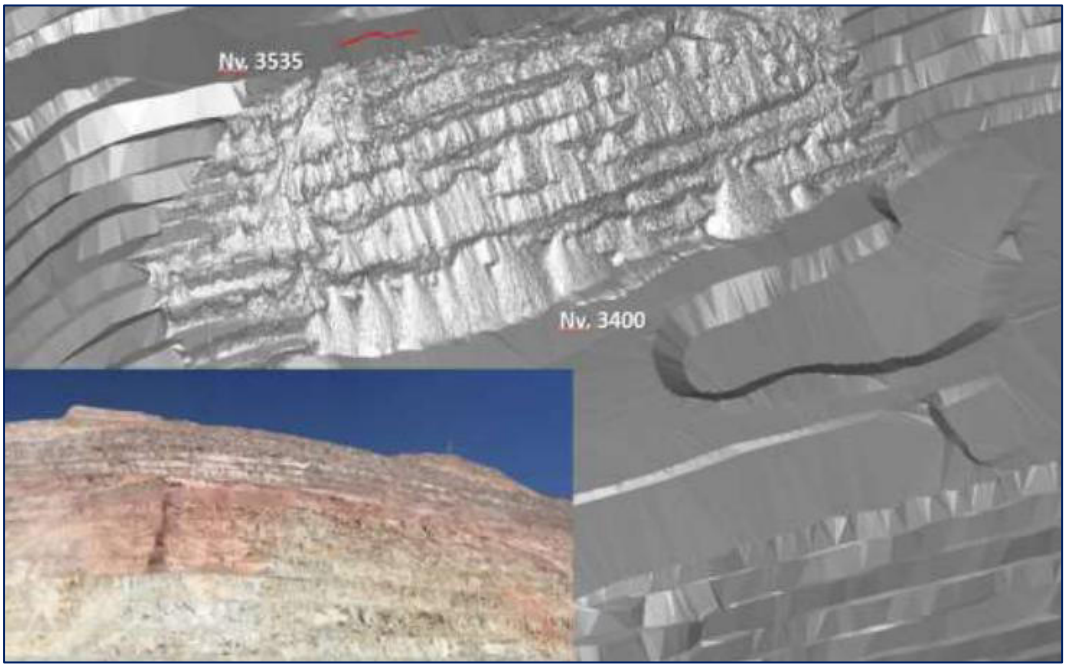
SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), es una técnica de navegación empleada en entornos donde no existe cobertura GPS, como interiores o minas subterráneas. Permite que el sensor se localice y genere un mapa en tiempo real de su entorno utilizando únicamente los datos captados por el propio LiDAR y otros sensores inerciales.

2.2.7. Aplicación de la tecnología LiDAR en minería superficial

En el Perú la tecnología LiDAR en minería superficial es comúnmente utilizada por el área de geotecnia para escanear las paredes del talud que ya han sido minadas y perfiladas, de tal manera que con la nube de puntos se puedan identificar fallas y discontinuidades. Normalmente este proceso se realizaba con escáner estático como el I-Site de tipo TLS que van montados sobre un trípode y generan levantamientos de alta calidad como se ve en la Figura 8.

Figura 8

Levantamiento con I-Site



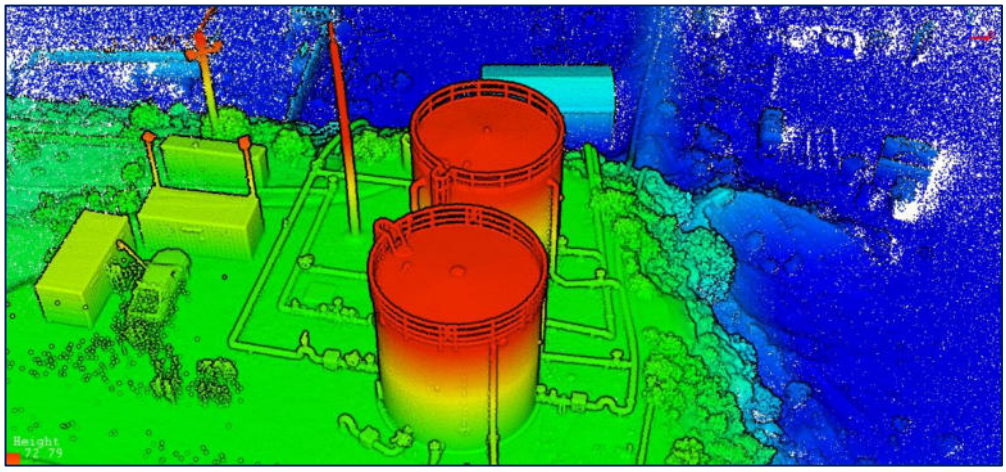
Nota: Recopilado de Análisis retrospectivo y estabilidad del talud sur-oeste del tajo Cuajone.

Sin embargo, con el nuevo auge de los drones (RPAS) la tecnología LiDAR tiene un gran potencial para utilizarse en diferentes tareas como levantamiento de frentes de minado, levantamiento de depósitos de desmonte, levantamiento de taludes y deslizamientos, levantamiento de stock y levantamiento de infraestructuras.

En la Figura 9, se muestra un levantamiento LiDAR de tanques de agua, donde se aprecia una nube de puntos codificada por colores según la altitud. Este tipo de escaneo permite modelar detalladamente las infraestructuras para conocer sus dimensiones y comprobar las capacidades.

Figura 9

Levantamiento de infraestructuras

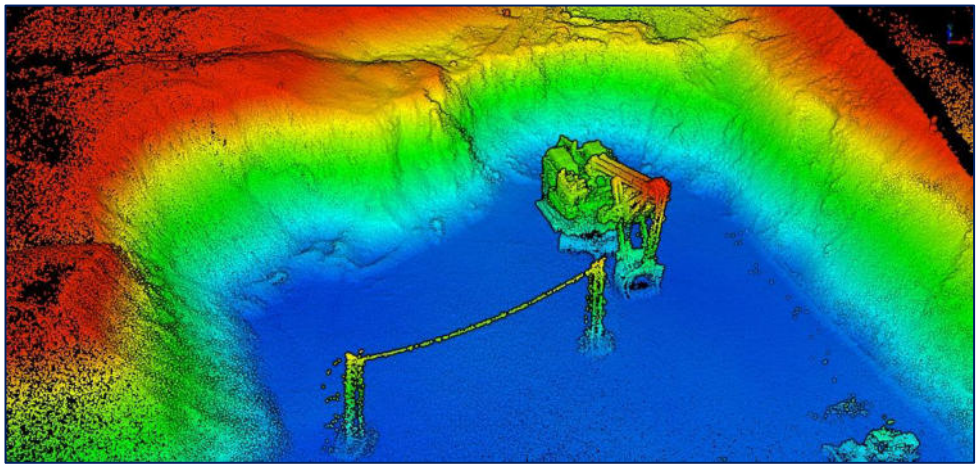


Nota: Elaboración propia

En la Figura 10, se representa un frente de minado capturado mediante sensor LiDAR, donde se observa claramente la topografía del terreno con diferentes elevaciones. Esta información puede ser útil para la actualización de topografía mediante crestas y toes, reconciliar tonelajes de material minado, evaluar estabilidad de taludes y planificar nuevas zonas de minado.

Figura 10

Levantamiento de frentes de minado

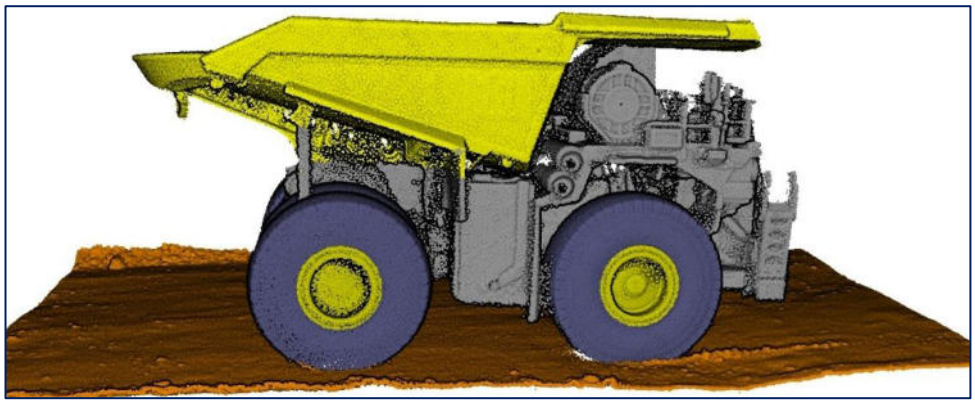


Nota: Elaboración propia

En la Figura 11, se muestra un camión minero escaneado con tecnología LiDAR. El nivel de detalle permite realizar inspecciones tridimensionales y verificar las dimensiones de sus componentes, como altura de neumático, ancho, alto y otros.

Figura 11

Escaneo de equipos

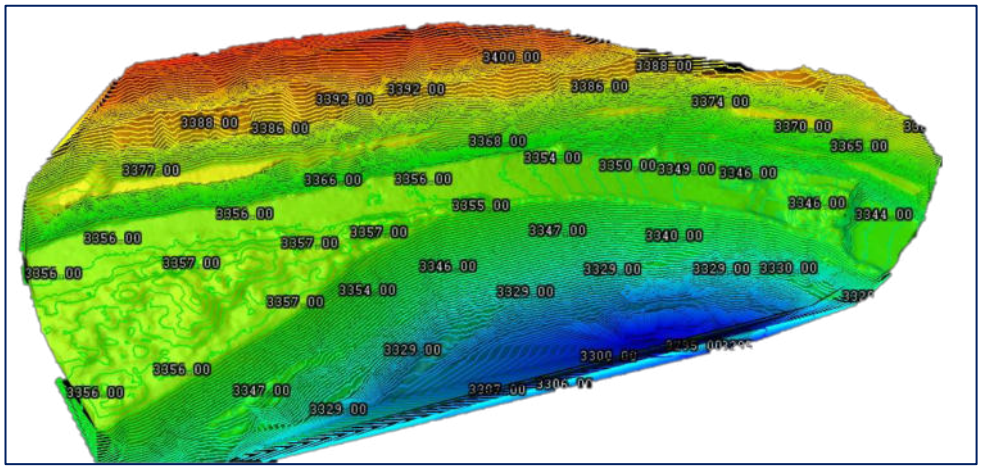


Nota: Elaboración propia

En la Figura 12, se puede ver la nube de puntos de un acceso dentro del tajo. Este levantamiento se realiza con la finalidad de analizar zonas críticas y diseñar una rampa operativa acorde a las condiciones del momento.

Figura 12

Levantamiento de accesos



Nota: Elaboración propia

2.2.8. Levantamiento topográfico con drones

Principios de operación

Un dron o RPAS (Sistema de Aeronave Pilotada a Distancia) funciona como una aeronave no tripulada que se desplaza gracias a la generación de fuerzas aerodinámicas producidas por sus hélices o alas. Normalmente los RPAS están equipados de sensores ópticos (cámara) o LiDAR, que permiten registrar datos en grandes volúmenes para su posterior procesamiento.

Georreferenciación

La georreferenciación es el proceso mediante el cual se asignan coordenadas reales de la superficie terrestre a los datos obtenidos por el dron, ya sean imágenes aéreas o nubes de puntos. Este proceso es indispensable porque permite que los modelos digitales generados tengan validez topográfica y puedan emplearse para diferentes cálculos. Actualmente la georeferenciación se puede realizar de dos maneras: georeferenciación directa por GNSS del dron y georeferenciación indirecta con puntos de control terrestre (GCPs).

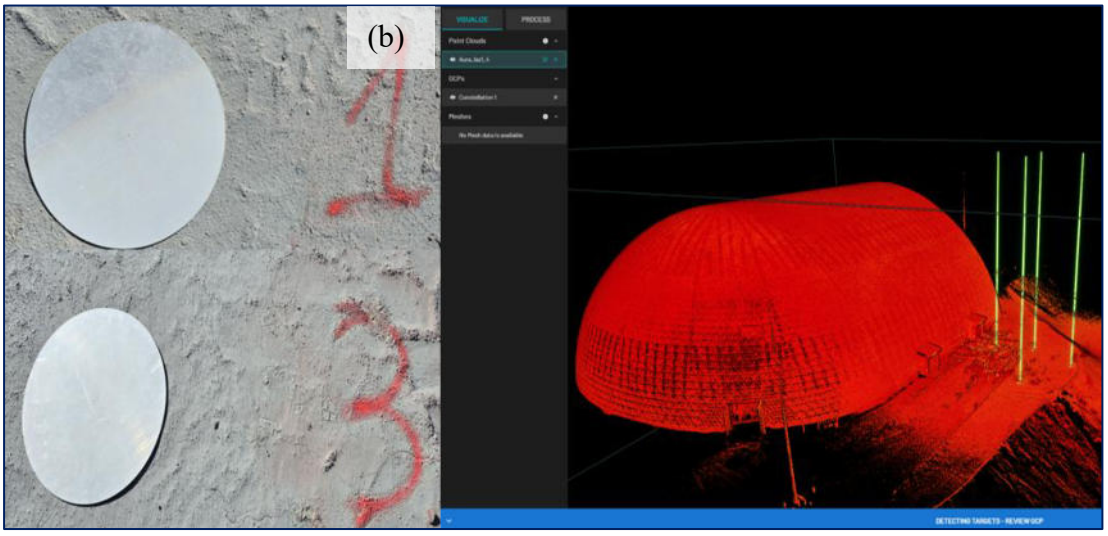
Referenciación directa: Los receptores GNSS diferencial (RTK o PPK) permiten registrar las coordenadas X, Y, Z con una precisión centimetrada si está conectada a una estación base.

Referencia indirecta: Requiere el uso de GCPs (Ground Control Points) que son marcas físicas colocadas en el terreno que normalmente son lonas o dianas reflectivas, cuya posición es levantada con GPS diferencial, tal como se ve en la Figura 13. Antes del procesamiento la información es georefenciada y ajustada con estos GCPs.

Figura 13

Uso y georeferenciación de dianas o ground control points

(a) (b)



Nota: (a) Ubicación de dianas en campo. (b) Ubicación de dianas en Aura. Elaboración propia

Tipos de drones

Los drones multirrotor son las más usadas en minería y se caracterizan por poseer entre 4 y 8 rotores que generan sustentación independiente, lo que les otorga una gran estabilidad y maniobrabilidad en vuelos de corta distancia. Sus principales ventajas son la capacidad de despegue y aterrizaje vertical, el control preciso en áreas reducidas y la facilidad de operación. Sin embargo, su tiempo de vuelo es reducido (20 a 45 minutos) y no puede cubrir grandes extensiones.

Por su parte, los drones de ala fija operan bajo principios aerodinámicos similares a los aviones convencionales, generando sustentación a partir del flujo de aire sobre el perfil de las alas. Esto les confiere mayor tiempo de vuelo (hasta 120 minutos) y capacidad de cubrir extensas áreas en un solo vuelo. Su principal limitación es que requiere áreas extensas de despegue y aterrizaje.

Por último, están los drones híbridos o VTOL (Vertical Take-Off and Landing), que combinan la flexibilidad de los multirrotores para despegar y aterrizar verticalmente con la eficiencia de vuelo de los drones de ala fija. Esta configuración

les otorga un tiempo de vuelo intermedio (60–100 minutos) y la capacidad de cubrir grandes áreas sin requerir pistas de vuelo.

El resumen de cada tipo de drones y los modelos actuales del mercado se pueden identificar en la Tabla 2.

Tabla 2

Drones en minería por tipos

Multirrotor	Ala Fija	Hídricos
DJI Phanton 4 RTK	SenseFly eBee X	WingtraOne GEN II
		
DJI Mavic 3 EnterpriseRTK	Parrot Disco-Pro AG	Quantum Systems Trinity F90+
		
DJI Matrice 300/350 RTK		Atmos Marlyn VTOL
		
DJI Matrice 600 RTK		
		

Nota: Elaboración propia

2.2.9. Inteligencia Artificial

Según Russell y Norvig (2010), la IA puede entenderse como "el estudio de los agentes inteligentes, es decir, sistemas que perciben su entorno y actúan de manera que maximizan sus posibilidades de éxito en algún objetivo" (Artificial Intelligence: A Modern Approach). Asimismo, se puede considerar IA a cualquier sistema tecnológico capaz de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el razonamiento, el aprendizaje, la percepción y la resolución de problemas. Dentro de la Inteligencia Artificial (IA), una de las clasificaciones más relevantes corresponde a las técnicas de aprendizaje automático (Machine Learning, ML) y aprendizaje profundo (Deep Learning, DL).

Machine Learning

El Machine Learning se define como un conjunto de métodos que permiten a las computadoras aprender patrones a partir de datos, sin ser programadas explícitamente para cada tarea. Según Bishop (2006), el ML busca "desarrollar modelos capaces de realizar predicciones o tomar decisiones basadas en datos, a través de un proceso de inferencia estadística" (Pattern Recognition and Machine Learning).

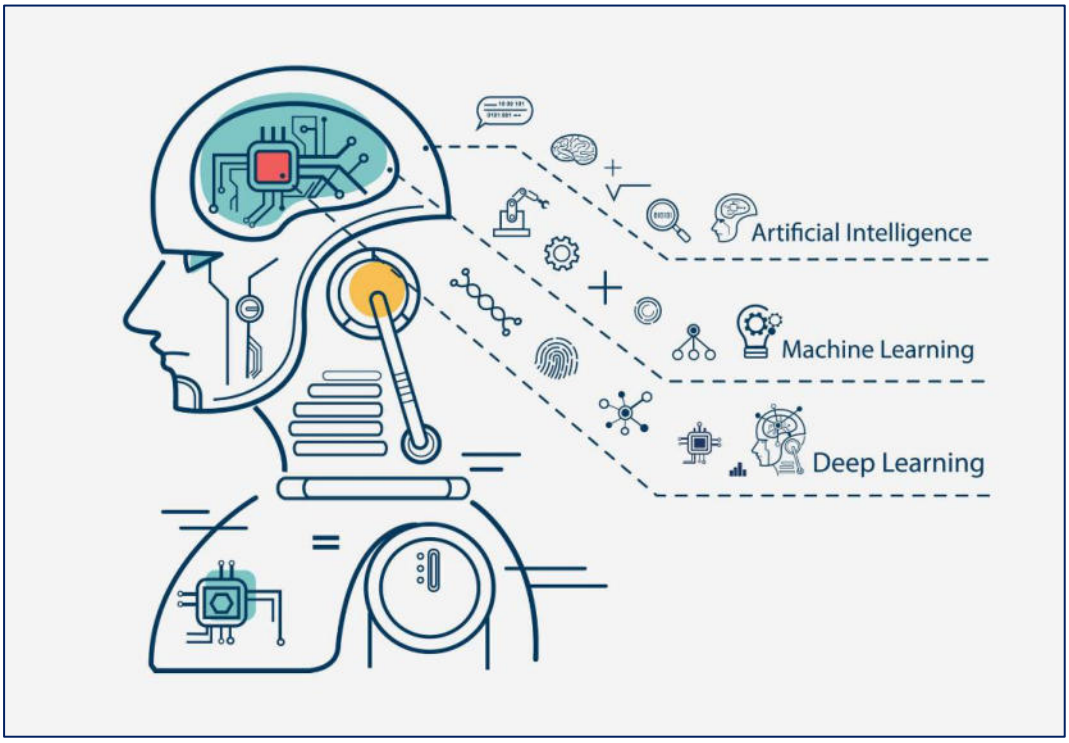
Deep Learning

El Deep Learning, por su parte, constituye una subdisciplina del Machine Learning que utiliza redes neuronales artificiales (ANN) profundas, formadas por múltiples capas, para aprender sin supervisión. Goodfellow, Bengio y Courville (2016) lo definen como "un marco de aprendizaje que permite a los sistemas computacionales descubrir representaciones complejas a partir de datos a través de la composición de múltiples niveles de abstracción" (*Deep Learning*).

En la Figura 14 permite relacionar la clasificación de la Inteligencia Emocional con la estructura del pensamiento humano.

Figura 14

Esquema de clasificación de la IA



Nota: Recopilado de ATRIA.

2.2.10. Métodos de clasificación de nube de puntos

La clasificación de nubes de puntos es un proceso mediante el cual los puntos capturados por sensores LiDAR se agrupan en categorías significativas según sus atributos geométricos, espectrales o contextuales. En minería, este proceso resulta fundamental para diferenciar entre superficies de interés (pila de intermedios, botaderos, taludes) y elementos no deseados (vegetación, equipos en movimiento, ruido).

Clasificación supervisada

La clasificación supervisada requiere un conjunto de datos previamente etiquetados que actúa como referencia para entrenar los algoritmos. La metodología consiste en alimentar al modelo con ejemplos de cada clase, para que aprenda a reconocer patrones y luego clasifique los nuevos datos.

- Random Forest: Este algoritmo se basa en la construcción de múltiples árboles de decisión entrenados con subconjuntos de datos. Cada árbol emite una "votación" y la clase final se determina por mayoría.
- SVM (Support Vector Machines): Es un método que busca separar las clases mediante hiperplanos en un espacio multidimensional.
- Redes neuronales: permiten modelar relaciones no lineales complejas, extrayendo características de los datos mediante capas ocultas.

Clasificación no supervisada

Este enfoque no requiere datos etiquetados. El análisis se basa en la similitud entre puntos que permite agrupar automáticamente en clúster, lo que resulta útil en exploración de datos y en escenarios donde no se dispone de etiquetas confiables.

- K-means: Agrupa los puntos en un número predeterminado de clústeres, minimizando la distancia interna de cada grupo.
- Fuzzy C-Means: Similar al K-means, pero permite que cada punto pertenezca a varios clústeres con diferentes grados de pertenencia.
- DBSCAN: Se trata de un método basado en densidad, que agrupa puntos cercanos y elimina el ruido.

2.2.11. Levantamiento en Pila de Intermedios

El levantamiento topográfico en pilas de intermedios es un procedimiento fundamental en la operación minera, ya que permite realizar una reconciliación del mineral total disponible. Tradicionalmente, este levantamiento para conocer el volumen y la geometría del stock almacenado se realizaba mediante estación total o GPS diferencial, lo cual requería mayor tiempo y exponía al personal a condiciones de riesgo. Actualmente existen tecnologías que permiten optimizar este proceso como la incorporación de drones y sensores LiDAR.

2.2.12. Matriz de evaluación de riesgos

La matriz de Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Medidas de Controles (IPERC) constituye una herramienta fundamental dentro del sistema de gestión de seguridad y salud ocupacional en minería, cuyo objetivo es prevenir accidentes y enfermedades ocupacionales. En el contexto normativo peruano, el IPERC se encuentra regulado por el Reglamento de Seguridad y Salud Ocupacional en Minería, el cual establece la obligatoriedad de su aplicación continua en todas las actividades mineras.

La matriz IPERC se estructura a partir de la combinación de dos variables principales: la severidad del daño y la frecuencia de ocurrencia. La severidad se clasifica en cinco niveles, que van desde consecuencias menores hasta eventos catastróficos. Por su parte, la frecuencia se clasifica desde eventos comunes hasta aquellos prácticamente imposibles de que ocurran. El cruce de estas dos variables genera un valor numérico que determina el nivel de riesgo, el cual se clasifica en tres categorías: alto, medio y bajo (Ver Figura 15).

Figura 15

Niveles de riesgo de la matriz IPERC

Catastrófico	1	1	2	4	7	11
Mortalidad	2	3	5	8	12	16
Permanente	3	6	9	13	17	20
Temporal	4	10	14	18	21	23
Menor	5	15	19	22	24	25
		A	B	C	D	E
		Común	Ha sucedido	Podría suceder	Raro que suceda	Prácticamente imposible que suceda
		FRECUENCIA				

NIVEL DE RIESGO		DESCRIPCIÓN	PLAZO DE MEDIDA CORRECTIVA
	ALTO	Riesgo intolerable, requiere controles inmediatos. Si no se puede controlar el PELIGRO se paralizan los trabajos operacionales en la labor.	0-24 HORAS
	MEDIO	Iniciar medidas para eliminar/reducir el riesgo. Evaluar si la acción se puede ejecutar de manera inmediata	0-72HORAS
	BAJO	Este riesgo puede ser tolerable.	1 MES

Nota: Reglamento de Seguridad y Salud Ocupacional en Minería. D.S. N°024-2016-EM.

2.3. Definición de términos

2.3.1. Levantamiento topográfico

Es el conjunto de operaciones y técnicas destinadas a medir y representar gráficamente la superficie terrestre, permitiendo determinar la posición relativa de puntos en el espacio (Rincón et al, 2017)

2.3.2. Escaneo LiDAR

Técnica de topografía que utiliza sensores láser para generar una nube de puntos del terreno con alta precisión (Zubizarreta, 2018).

2.3.3. Nube de puntos

Conjunto de coordenadas tridimensionales (X, Y, Z) de un terreno obtenidas a partir de sensores LiDAR o fotogrametría (Zubizarreta, 2018).

2.3.4. Pila de Intermedios

Estructura de almacenamiento temporal de mineral donde se deposita material previamente extraído para luego ser procesado en la planta concentradora.

2.3.5. Clasificación de nube de puntos

Proceso mediante el cual los puntos de una nube LiDAR son agrupados en diferentes categorías según sus atributos geométricos o espectrales (Brodu & Lague, 2012).

2.3.6. Random Forest

Algoritmo de clasificación supervisada basado en la construcción de múltiples árboles de decisión. Cada árbol emite un resultado, y la clasificación final se obtiene mediante la votación mayoritaria Bishop (2006).

2.3.7. Machine Learning

El aprendizaje automático (Machine Learning) es una rama de la inteligencia artificial que se centra en el desarrollo de algoritmos capaces de aprender patrones a

partir de datos y realizar predicciones sin estar programados explícitamente Bishop (2006).

2.3.8. Precisión

Según Borja et al (2020), la precisión es una métrica que indica la proporción de predicciones positivas correctas sobre el total de predicciones positivas realizadas por el modelo, tal como se muestra en la Ecuación 01.

$$Precisión = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

Donde:

- TP (True Positives): puntos correctamente clasificados como pertenecientes a la clase positiva.
- FP (False Positives): puntos incorrectamente clasificados como positivos, cuando en realidad pertenecen a otra clase.

2.3.9. Recall

Según Borja et al (2020), el recall es conocido como sensibilidad, mide la proporción de elementos relevantes identificados correctamente por el modelo respecto al total de elementos relevantes existentes, tal como se muestra en la Ecuación 02.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

Donde:

- TP (Verdaderos Positivos): puntos correctamente clasificados como pertenecientes a la clase positiva.
- FP (Falsos Positivos): puntos incorrectamente clasificados como positivos, cuando en realidad pertenecen a otra clase.
- FN (Falsos Genativos): puntos positivos que el modelo no logró identificar y fueron clasificados como negativos.

2.3.10. F1-score

Según Borja et al (2020), el F1- score es una métrica de evaluación de modelos de clasificación que combina la precisión y el recall en un solo valor mediante la media armónica. Se expresa como la Ecuación 03.

$$F1 = 2 \times \frac{Precisión \times Recall}{Precisión + Recall} \quad (3)$$

2.3.11. IPERC

El IPERC (Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Controles) es una metodología empleada en seguridad y salud ocupacional para reconocer peligros, valorar riesgos y establecer medidas de control en las actividades mineras (Ministerio de Energía y Minas, 2024).

2.4. Proceso de cubicación de pila de intermedios

2.4.1. Descripción de las actividades

La cubicación de una pila de intermedios en minería consiste en determinar el volumen y tonelaje del material almacenado en una pila, con el objetivo de realizar una reconciliación del mineral. Este proceso se compone de múltiples etapas que combinan actividades de campo y gabinete. A continuación, se explicará el proceso que se aplica en la mina del presente estudio y también se puede observar en la Figura 16.

El proceso inicia con la coordinación y comunicación con el área de concentradora, indicando que se iniciará el traslado a la zona del Drive House de concentradora. Una vez en el sitio y de acuerdo con el procedimiento de seguridad, se espera a el personal eléctrico y de mantenimiento para el bloqueo de la faja, esta actividad puede tomar hasta 60 minutos y es variable dado que depende de concentradora y otras demoras que salen del control del personal de Ingeniería Mina.

Posteriormente, se traslada a la zona del domo donde se realiza la preparación y armado del equipo que puede ser escáner estático o dron. Luego, se procede a realizar

el levantamiento de la zona de interés y los puntos de referencia. Una vez finalizado el levantamiento, se procede al desbloqueo de la faja y traslado del personal a mina.

En las oficinas se inicia con la transferencia de datos desde el equipo a una unidad USB y luego a una computadora de trabajo. A continuación, se lleva a cabo la georreferenciación de los datos, que permite posicionar la nube de puntos en el sistema de coordenadas de la mina.

El siguiente paso corresponde al procesamiento de la nube de puntos en un software, donde se realiza la unión de los levantamientos (caso de escáner estatico), la limpieza, reducción de densidad y generación de superficies o curvas de nivel. Posteriormente, se importa la información al software MinePlan 3D, donde se calcula el volumen y tonelaje del material. Finalmente, se genera y entrega el reporte de cubicación para fines de control y reconciliación.

Figura 16

Secuencia de tareas para cubicación de la Pila de Intermedios



Nota: Elaboración propia

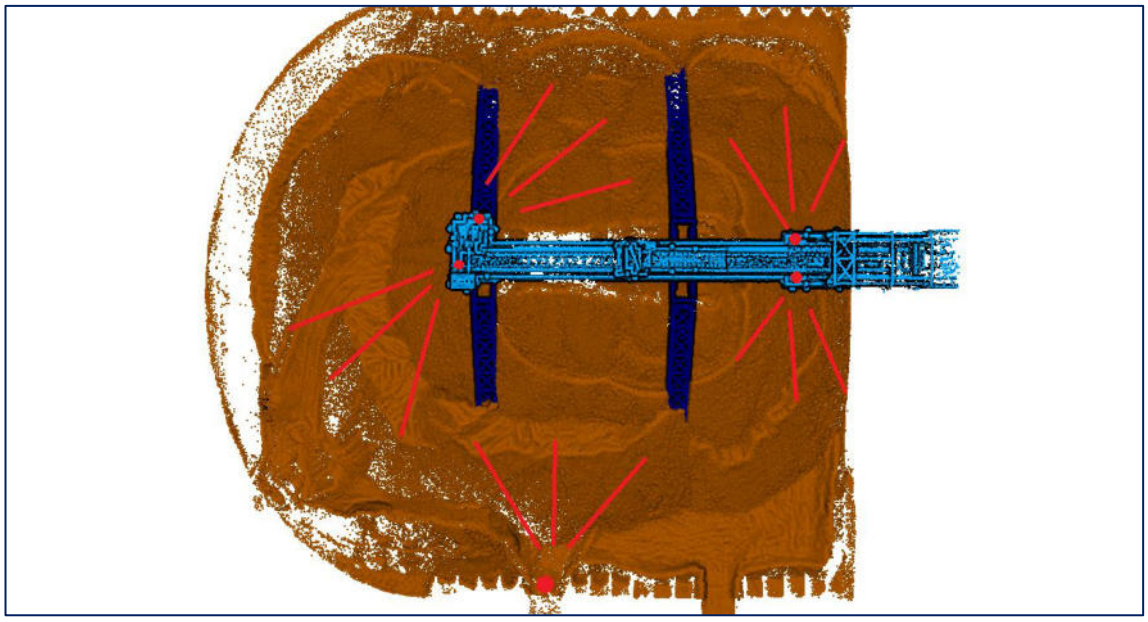
2.4.2. Método de levantamiento tradicional

El levantamiento topográfico tradicional de la pila de intermedios se realizaba mediante el uso del escáner láser Isite, un equipo estático que requería ser trasladado e instalado en diferentes estaciones para tener la mayor cobertura posible de la pila de mineral del domo.

Como se muestra en la Figura 17, se establecen 5 puntos de estación alrededor y dentro del domo. Sin embargo, las mismas estructuras como las vigas del tripper no permitían capturar adecuadamente la topografía y además exponían al personal al riesgo de caídas de diferente nivel.

Figura 17

Puntos de estación del escáner estático



Nota: Elaboración propia

En la Figura 18 se ilustra una de las posiciones del escáner dentro del domo, específicamente en la zona de ingreso. Esta ubicación permitía captar las zonas más elevadas y centrales de la pila, sin embargo, solo era una porción del material.

Figura 18

Estación del escáner en el ingreso del domo

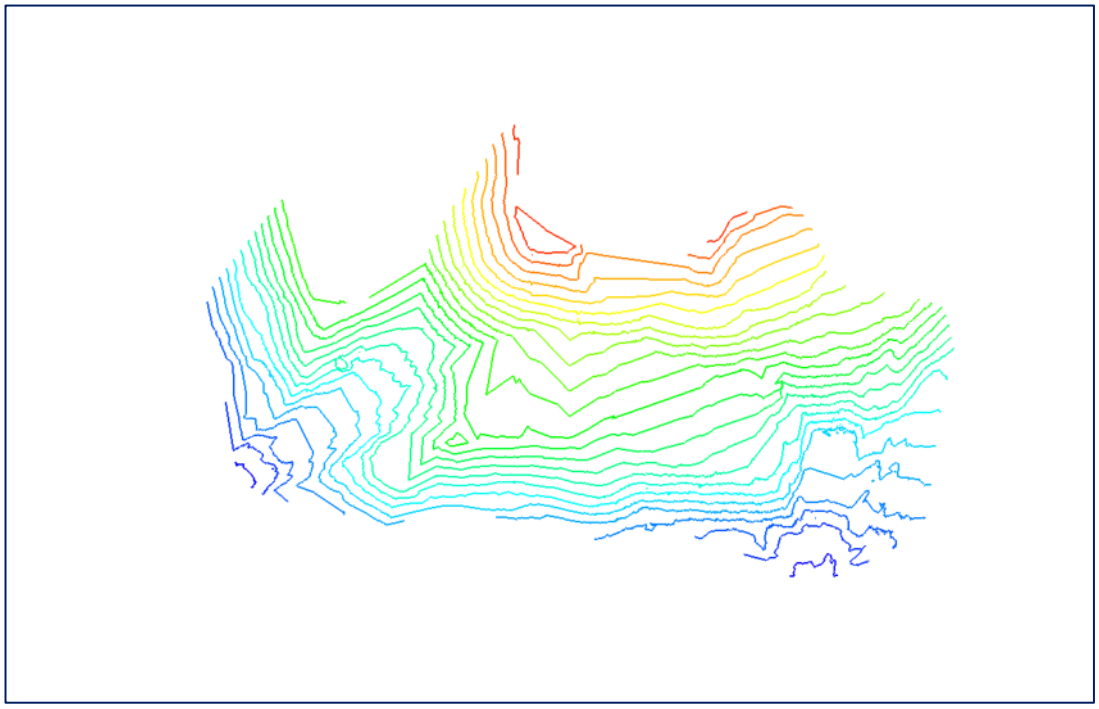


Nota: Elaboración propia

El escaneo desde cada estación generaba una nube de puntos que posteriormente debía ser alineada mediante un proceso de georreferenciación en gabinete. Como resultado de cada levantamiento, se obtenían una nube de puntos y posteriormente se generaban curvas de nivel, como se muestra en la Figura 19. Cada uno de los levantamientos debían unirse y procesarse en el software Isite para tener la representación topográfica de la pila de mineral, lo cual era un proceso manual y demoroso.

Figura 19

Curvas de nivel de la estación del escáner en el ingreso del domo



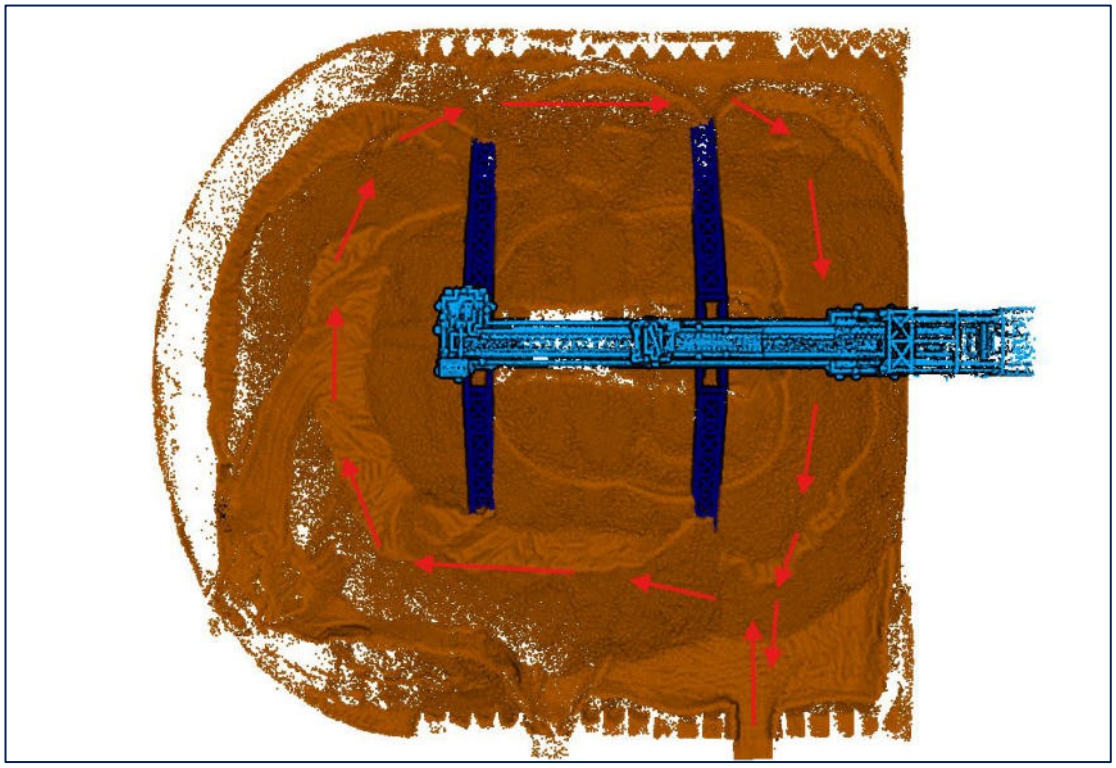
Nota: Elaboración propia

2.4.3. Método de levantamiento con Tecnología LiDAR

Se denomina método de levantamiento con Tecnología LiDAR al levantamiento que se realizaba con un dron equipado con sensor LiDAR, el cual representa una metodología moderna y eficiente para la obtención de nubes de puntos en espacios confinados como el interior de un domo. Este procedimiento se basa en el sobrevuelo del dron dentro del domo, siguiendo una trayectoria que permite una cobertura total del volumen de la pila de intermedios, como se ilustra en la Figura 20. Durante el recorrido, el sensor LiDAR emite pulsos láser que, al rebotar en las superficies, generan una nube de puntos de alta densidad.

Figura 20

Trayectoria del dron dentro del domo

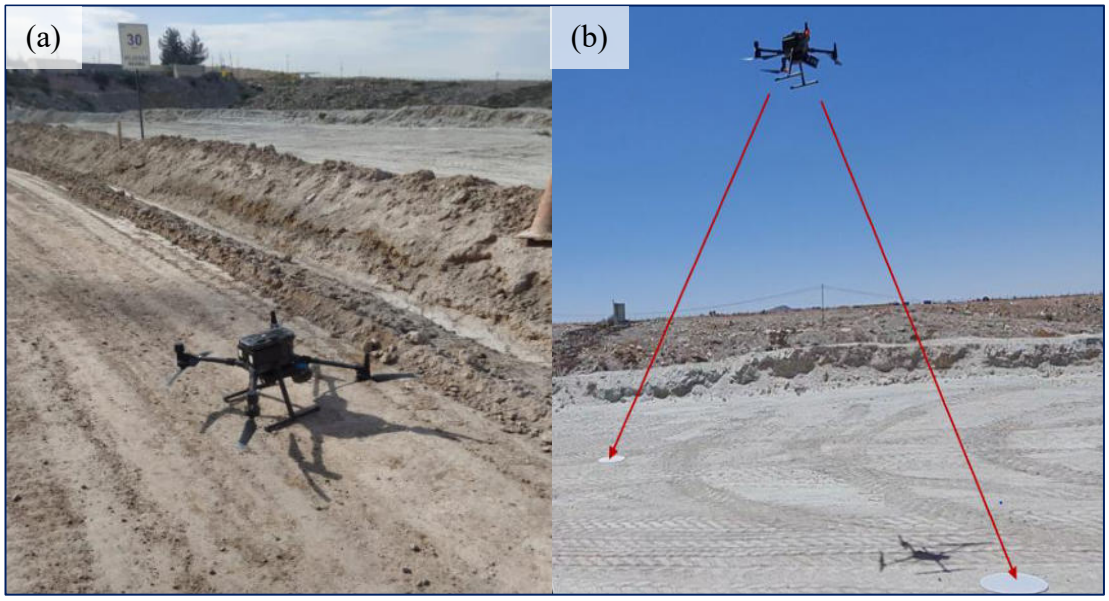


Nota: Elaboración propia

El proceso de levantamiento inicia con el armado, la configuración del equipo, y la vinculación del sensor con el dron (Ver Figura 21). Posteriormente, el operador levanta las dianas de referencia, que son plataformas reflectivas fáciles de identificar en la nube de puntos de salida.

Figura 21

Armado del dron y levantamiento de referencias

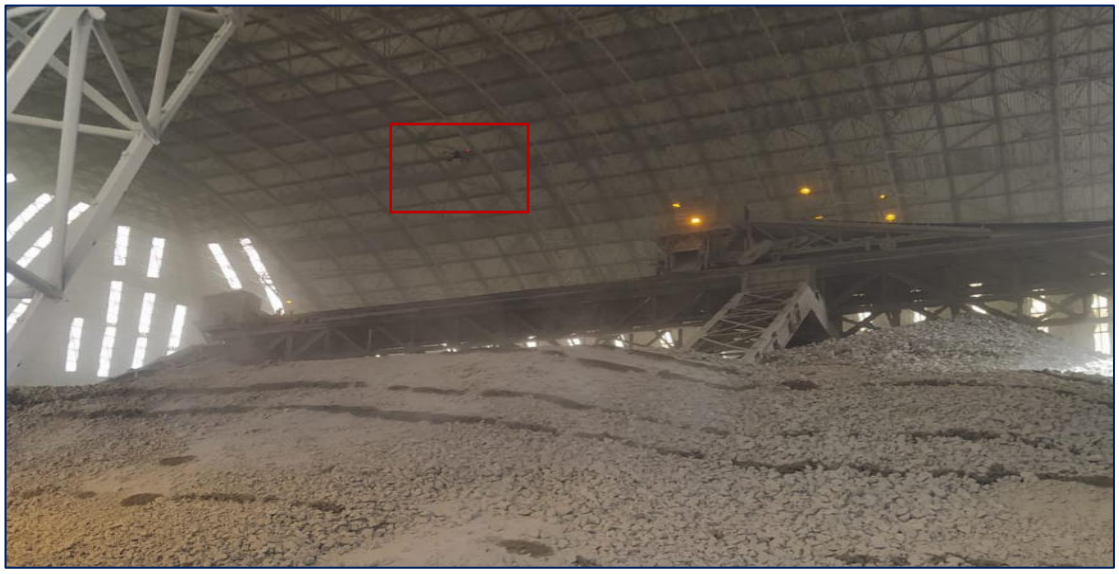


Nota: (a) Armado del dron. (b) Levantamiento de referencias. Elaboración propia

Luego, se dirige el vuelo al interior de la pila en modo autónomo para evitar choques o esquivar zonas con obstrucciones estructurales como vigas o el tripper. Asimismo, esta metodología redujo de manera considerable los riesgos operacionales. Al no requerir ingreso al domo, se eliminan riesgos como el trabajo en altura, el uso de escaleras, la proximidad a maquinaria en movimiento, ya que el dron es el único que ingresa a la zona, tal como se observa en la Figura 22.

Figura 22

Dron al interior del domo

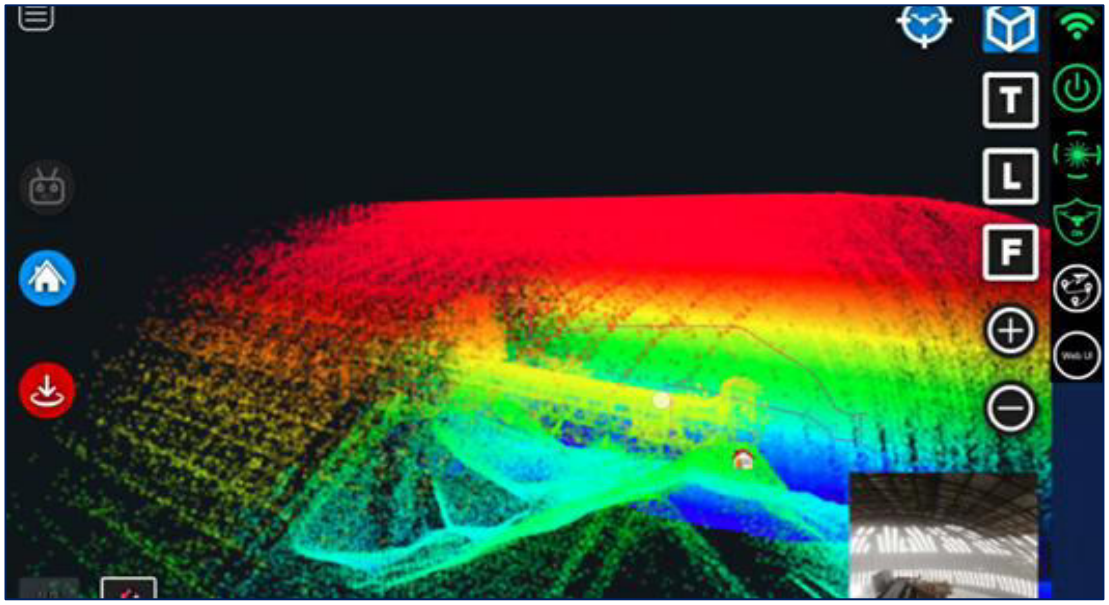


Nota: Elaboración propia

Por otro lado, en todo momento el operador puede visualizar la trayectoria del dron y la calidad del levantamiento mediante la Tablet de control desde una ubicación segura, sin necesidad de que el operador ingrese al área de riesgo, como se observa en la Figura 23, lo que mejora considerablemente la seguridad operacional.

Figura 23

Monitoreo del levantamiento en tiempo real



Nota: Elaboración propia

2.4.4. Comparación de escáner Isite y sensor LiDAR Hovermap

La Tabla 3 presenta una comparación técnica entre dos tecnologías de escaneo utilizadas en la mina del presente estudio, el escáner I-Site y sensor LiDAR Hovermap de Emesent.

El escáner I-Site es un equipo de láser estático, de uso estacionario, que requiere el ingreso físico del operador al domo para realizar el levantamiento desde distintas posiciones fijas. Su cobertura se ve limitada por las estructuras internas del domo, a pesar de contar con un alcance de hasta 2400 metros y una alta precisión de ±5 mm. Su campo de visión es relativamente restringido (+60°/-40°) y tiene un peso superior a 12 kg, lo cual implica mayores requerimientos logísticos y de seguridad.

Por otro lado, el Hovermap es un sistema LiDAR móvil con tecnología SLAM, diseñado para ser montado sobre el dron Matrice 300 o 350. Esta solución elimina la necesidad de que el operador ingrese al domo, mejorando la seguridad operativa. A pesar de tener un alcance máximo de 100 metros (óptimo a 40 m), ofrece una cobertura completa de 360° x 290° gracias a su capacidad de vuelo, lo que le permite escanear zonas ocultas a equipos fijos. Su precisión es de ±3 cm, adecuada para operaciones de cubicación, y destaca por su ligereza (1.6 kg) y facilidad de transporte. También cuenta con protección ambiental IP65 que la hace resistente al polvo y humedad.

Tabla 3

Comparación del escáner Isite y sensor Hovermap

	I-Site	Hovermap
Tipo de tecnología	Láser estático	LiDAR móvil - SLAM
Modo de uso	Estacionario	Montado en dron
Requiere ingreso al domo	Si	No
Cobertura	Limitada por estructuras	Cobertura completa
Alcance	2400m	100m (optimo 40m)
Precisión	+/- 5mm	+/- 3 cm
Campo de visión	+60° / -40°	360° x 290°
Peso	>12 kg	1.6 kg
IP Rating	IP65	IP65

Nota: Elaboración propia

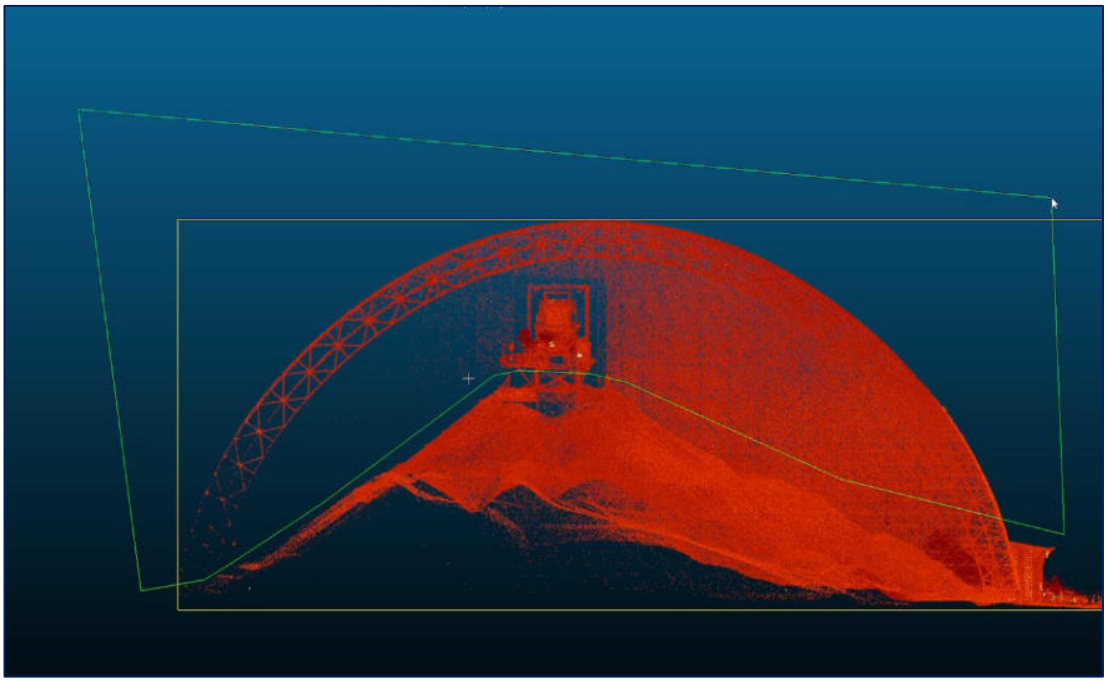
2.4.5. Método de procesamiento manual

Se denomina método de procesamiento manual al uso del software libre CloudCompare para el procesamiento y clasificación manual de la nube de puntos. Este software se empezó a usar cuando se implementó el dron y el sensor Hovermap en mina.

En la Figura 24 se puede observar cómo, inicialmente, la nube de puntos incluye todos los elementos escaneados, tales como estructuras metálicas, el domo, airpoints y la zona de interés que es la pila de mineral. Sin embargo, para extraer o borrar el resto de nube de puntos innecesarios, se hace complicado en el software Cloud Compare.

Figura 24

Visualización de la nube de puntos en Cloud Compare

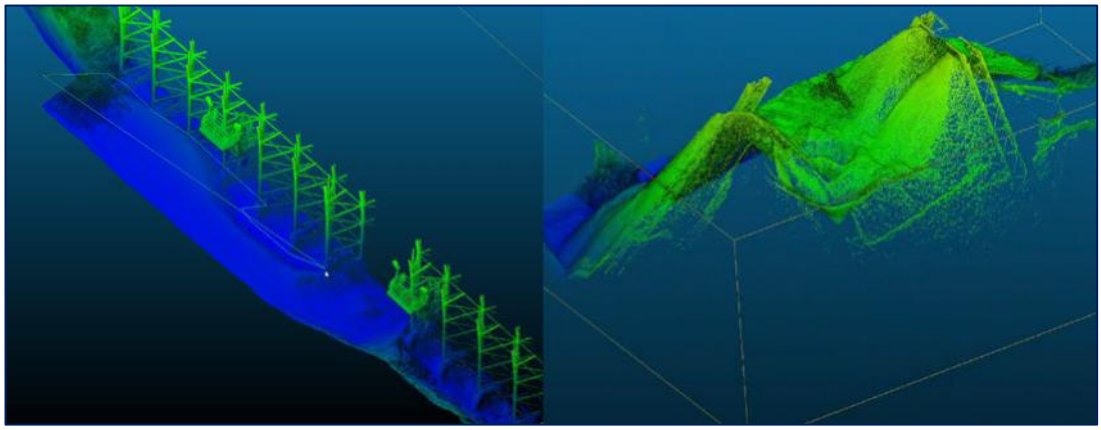


Nota: Elaboración propia

Para eliminar la estructura del domo y las vigas del tripper se deben crear capa de visualización que son un extracto del levantamiento, y cuando se haya terminado de eliminar lo innecesario se debe unir de nuevo cada capa, lo que hace de este proceso algo manual y poco eficiente (Ver Figura 25).

Figura 25

Limpieza por capas en Cloud Compare



Nota: Elaboración propia

Esta metodologia es susceptible a errores dado que en las zonas de contacto pueden eliminarse nube de puntos en exceso y aunque no afectarán de manera grave, son un punto que se puede optimizar.

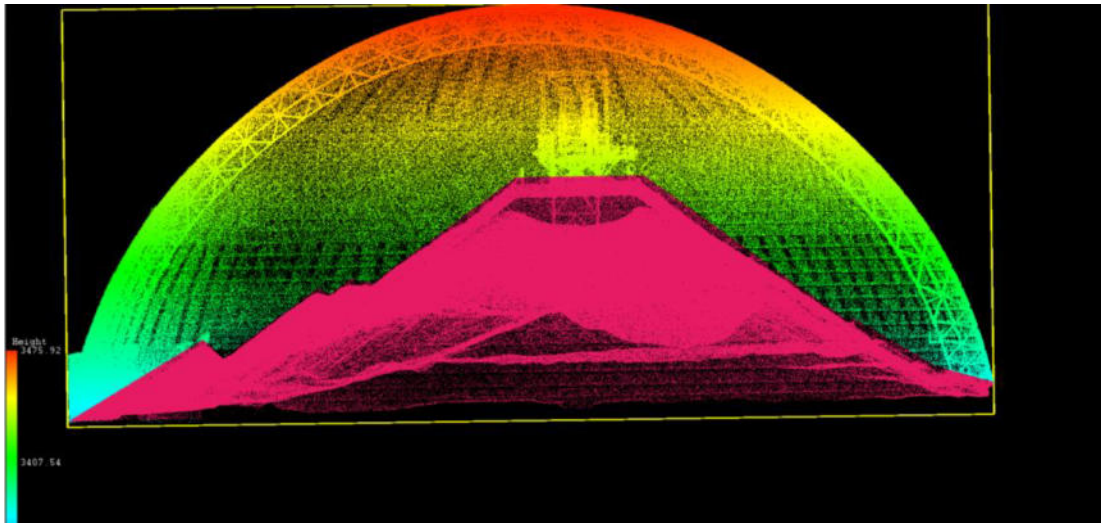
2.4.6. Método de procesamiento con Machine Learning

Se denomina método de procesamiento con Machine Learning al uso del software LiDAR360 para el procesamiento y clasificación automática de la nube de puntos.

Al igual que el software Cloud Compare, en el LiDAR 360 se puede realizar una clasificación manual, pero con mayor rapidez (15 min aproximadamente), gracias a sus herramientas de visualización como el Cross Selection y Profile, sin la necesidad de trabajar con muchas capas (Ver Figura 26).

Figura 26

Visualización de la nube de puntos en LiDAR360

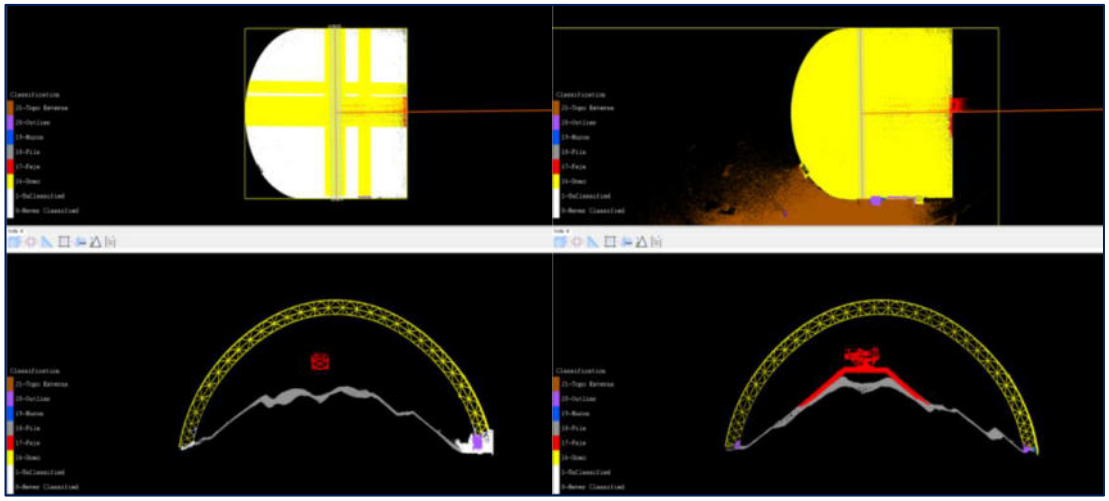


Nota: Elaboración propia

Por otro lado, LiDAR 360 cuenta con un módulo de clasificación con Machine Learning que permite diferenciar de manera automática todos los objetos de la nube de puntos. Para ello solo se requiere realizar un proceso de etiquetado parcial del levantamiento que servirá para entrenar el algoritmo de reconocimiento, tal como se ve en la Figura 27.

Figura 27

Módulo de Machine Learning



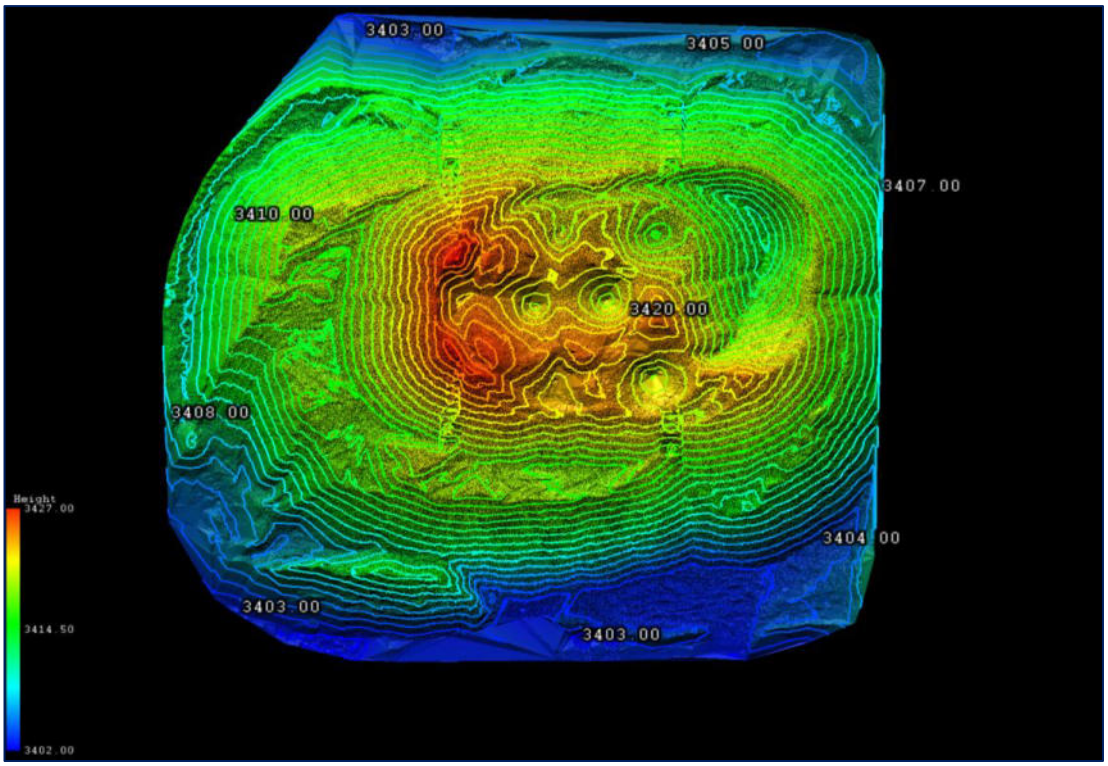
Nota: Elaboración propia

La herramienta de Machine Learning (ML) usa el algoritmo de Random Forest para clasificar puntos individuales en función de un modelo estadístico de diferentes características (altura, forma, rugosidad, dispersión, etc) que son modeladas con la información etiquetada por el usuario. Por ejemplo, el domo se puede clasificar por su forma y rugosidad, ya que tiene una forma ovalada en una vista planta. De igual manera el tripper está siempre a una altura definida y su forma en vista planta es rectangular.

Por otro lado, la Figura 28 muestra como con el módulo Terrain se procesan los puntos para obtener archivos de superficie TIN y curvas de nivel que pueden ser exportados al MinePlan para poder determinar el volumen y tonelaje del Stock Pile.

Figura 28

Generación de curvas de nivel y superficie



Nota: Elaboración propia

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1. Tipo y nivel de investigación

De acuerdo con el propósito, la presente investigación es de tipo aplicada, dado que busca optimizar el proceso de cubicación en la pila de intermedios mediante la implementación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning.

Asimismo, la investigación es de nivel explicativo, ya que se evaluará el efecto de las tecnologías en el tiempo de cubicación, la precisión de los datos y la seguridad operativa (IPERC). De acuerdo con Hernández et al. (2014), los estudios explicativos están orientados a identificar las causas de los fenómenos y explicar por qué ocurren, así como las condiciones en las que se manifiestan. En este caso, la investigación no solo describirá cada variable, sino que analizará la relación de causa–efecto entre la implementación de la tecnología LiDAR y Machine Learning y la optimización del proceso de cubicación, proporcionando evidencia cuantificable sobre el impacto de la digitalización en la minería.

3.2. Diseño de investigación

Según Hernández et al. (2014), los estudios cuasiexperimentales permiten evaluar el efecto de una variable independiente sobre una o más variables dependientes en situaciones reales donde el control o la asignación aleatoria de los datos no es posible. Por lo tanto, el diseño de la presente investigación es cuasiexperimental con pretest y postest en un solo grupo, ya que se busca determinar los efectos en el proceso de cubicación de la pila de intermedios con la incorporación de tecnología LiDAR y software de Machine Learning. Para ello, se compararán los resultados obtenidos antes y después de la implementación de las nuevas tecnologías, midiendo indicadores como tiempo de cubicación, precisión de los datos y seguridad.

3.3. Población y muestra

3.3.1. Población

La población del estudio está constituida por la totalidad de los procesos mensuales de cubicación realizados en la pila de intermedios de la planta concentradora, correspondientes a los meses de febrero, marzo y abril del año 2024. En este sentido, la población estuvo conformada por 3 unidades de análisis, considerando que cada proceso mensual representa un escenario completo de cubicación bajo condiciones operativas comparables.

3.3.2. Muestra

La muestra coincidió con la población del estudio, debido a que el número de unidades de análisis es finito, accesible y corresponde al periodo específico designado para la ejecución del estudio y la evaluación de la viabilidad de la implementación de tecnología LiDAR y el software de Machine Learning. En ese sentido, se adoptó un enfoque censal, considerando los tres procesos mensuales de cubicación de la pila de intermedios correspondientes a los meses de febrero, marzo y abril del año 2024.

Para efectos metodológicos, se presenta la Ecuación 04 para la determinación del tamaño de muestra para poblaciones finitas según Hernández et al. (2014).

$$n = \frac{N.Z^2.q.p.}{e^2(N-1) + Z^2.p.q} \qquad (4)$$

Donde:

- n: tamaño de la muestra
- N: tamaño de la población
- Z: valor correspondiente al nivel de confianza
- p: probabilidad de ocurrencia

- q: probabilidad de no ocurrencia
- e: margen de error permitido

Al sustituir los valores correspondientes (N=3, Z=1.96, p=0.5, q=0.5, e=0.05), se obtiene un tamaño de muestra aproximado de n≈3, lo que coincide con el total de la población.

3.4. Instrumentos

En concordancia con el enfoque cuantitativo y el diseño cuasiexperimental de tipo antes-después con un solo grupo, la presente investigación hará uso de técnicas de mediación directa y estructurada para recolectar información relacionada con tres variables clave: tiempo operativo, precisión de clasificación y exposición al riesgo operacional. Todas las mediciones serán realizadas directamente por el investigador, garantizando consistencia y uniformidad en la toma de datos.

3.4.1. Técnicas

Observación directa estructurada

Permite registrar el tiempo empleado en cada etapa del proceso de cubicación y se aplicó de manera uniforme en cada sesión mensual.

Análisis comparativo de clasificación

Mediante una matriz de confusión, se evalúa la precisión de la clasificación automática de la nube de puntos generada por el modelo de Machine Learning, en comparación con una clasificación base (ground truth).

Análisis de riesgo comparativo

Se realizó una comparación estructurada mediante una matriz de riesgo para cuantificar el nivel de riesgo al que está expuesto el trabajador entre el método tradicional (escáner I-Site) y el método con tecnología LiDAR (dron y sensor LiDAR).

3.4.2. Instrumentos

Ficha de tiempos de ejecución

Instrumento es válido debido a que permite medir de forma directa, objetiva y cuantificable la variable de tiempo, durante cada actividad del proceso de cubicación de la pila de intermedios. La ficha contiene campos de actividad, fecha, hora de inicio, hora de fin, duración total y observaciones, lo que asegura la consistencia y trazabilidad del registro de la información. La mediación se realizó con un cronómetro, asegurando precisión y confiabilidad en el registro de los tiempos operativos.

Matriz de confusión y cálculo de precisión

Instrumento que será aplicado para evaluar el desempeño del modelo de Machine Learning para clasificar la nube de puntos. A partir de un conjunto de datos etiquetado manualmente por el investigador (ground truth), se compararon los resultados del modelo automático mediante métricas estándar como precisión, Recall y F1-score, ampliamente aceptadas en la literatura para la evaluación de modelos de clasificación.

Matriz de evaluación de riesgo

Instrumento institucional utilizado por la unidad minera, basado en la metodología de Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Controles (IPERC), validado conforme al Reglamento de Seguridad y Salud Ocupacional en Minería. Emplea criterios de frecuencia y severidad para cuantificar el nivel de riesgo operacional, permitiendo comparar objetivamente el método tradicional (escáner I-Site) y el método con tecnología LiDAR.

Validez y confiabilidad de los instrumentos

La validez de los instrumentos se sustenta en su validez de contenido y validez técnica, debido a que miden de manera directa y objetiva las variables de estudio. La

ficha de tiempos refleja la secuencia real de actividades del proceso de cubicación; la matriz de confusión utiliza métricas estandarizadas reconocidas en la evaluación de modelos de clasificación; y la matriz IPERC corresponde a un instrumento institucional validado bajo normativa vigente en seguridad minera.

Asimismo, los instrumentos fueron revisados por expertos, conformado por profesionales con experiencia en planeamiento minero y levantamientos topográficos, quienes validaron su pertinencia, claridad y coherencia con los objetivos del estudio. Cabe precisar que no se aplicó el coeficiente alfa de Cronbach, debido a que los instrumentos no son de tipo psicométrico ni cuestionarios de percepción, sino herramientas de medición directa y evaluación técnica.

En cuanto a la confiabilidad, esta se garantiza por la aplicación sistemática y estandarizada de los instrumentos bajo condiciones operativas similares. Dado que el investigador es quien aplica y controla cada medición, se espera un alto grado de consistencia interna, minimizando errores de registro y sesgos en la evaluación.

3.5. Procedimiento

3.5.1. Etapa de preparación y revisión técnica

- Se realizó la revisión del software de procesamiento LiDAR y del módulo de Machine Learning, con la finalidad de comprender su funcionamiento y adecuarlo al contexto del estudio.

- Se desarrollaron de modelos preliminares de clasificación de nube de puntos, para validar el flujo de trabajo y asegurar su correcta implementación.

- Se efectuó un seguimiento en campo de las actividades involucradas en el proceso de cubicación de la pila de intermedios, con el objetivo de validar la secuencia operativa y verificar la pertinencia de los instrumentos de recolección de datos.

3.5.2. Etapa de recopilación de información base

- Se recopiló información del proceso de cubicación mediante el método tradicional utilizando escáner I-Site, considerando registros operativos previos y la evaluación de riesgos mediante IPERC, los cuales sirvieron como línea base para el análisis comparativo.

3.5.3. Etapa de implementación de la tecnología y medición

- Se realizó una evaluación de riesgos mediante matriz IPERC previa a la ejecución de las actividades de levantamiento.

- Se ejecutaron levantamientos de la pila de intermedios con la tecnología LiDAR (dron equipado con sensor LiDAR) durante los meses de febrero, marzo y abril del año 2024.

- Se registraron los tiempos de cada actividad del proceso de cubicación de la pila de intermedios en cada sesión mensual mediante la ficha de tiempos.

- Se realizó el procesamiento de la nube de puntos y clasificación automática mediante el modelo de Machine Learning previamente entrenado.

3.5.4. Etapa de análisis

- Se compararon los resultados entre el escenario previo y posterior a la implementación tecnológica, evaluando el impacto en el tiempo y la seguridad.

- Se evalúa el desempeño del modelo de clasificación mediante la matriz de confusión.

Durante la ejecución del estudio, se procuró mantener condiciones operativas similares; sin embargo, al tratarse de un diseño cuasiexperimental, se reconoce la posible influencia de variables externas no controladas.

3.6. Análisis de datos

Los datos recopilados han sido organizados y presentados mediante estadística descriptiva, empleando medidas como promedios y porcentajes de variación, así como representaciones gráficas (diagramas de barras y líneas), con el fin de evidenciar la evolución de las métricas clave del estudio, tales como el tiempo de cubicación, la precisión del modelo de clasificación y la seguridad operativa.

Asimismo, se elaboraron tablas comparativas para identificar las diferencias en eficiencia, precisión y nivel de riesgo entre el escenario previo (método tradicional) y el escenario posterior a la implementación de la tecnología LiDAR y el software de Machine Learning.

Dado el tamaño reducido de la muestra, el análisis se fundamenta principalmente en el enfoque descriptivo, priorizando la magnitud del efecto, la consistencia de los resultados y su relevancia operativa.

Si bien las pruebas de normalidad constituyen un procedimiento habitual previo a la selección de pruebas estadísticas, en la presente investigación no se aplicaron debido al tamaño reducido de la muestra, lo cual limita la confiabilidad de dichos resultados. En este contexto, la selección del tipo de prueba estadística se basó en la evaluación de los supuestos establecidos por Hernández Sampieri et al. (2014), con el fin de determinar la pertinencia del uso de pruebas paramétricas o no paramétricas.

Como se muestra en la Tabla 4, el presente estudio no cumple con los supuestos fundamentales requeridos para la aplicación de pruebas paramétricas, particularmente la normalidad de los datos y la homogeneidad de varianzas. En consecuencia, se optó por contrastar las hipótesis planteadas mediante pruebas estadísticas no paramétricas,

Tabla 4

Evaluación de supuesto de normalidad

Supuesto de Normalidad	Condición del estudio	Cumplimiento
La distribución de la variable dependiente es normal	Tamaño de muestra reducido (n=3)	No se cumple
El nivel de medición de las variables es por intervalos o razón.	Variables cuantitativas (tiempo, precisión) y variable ordinal (severidad de riesgo)	Parcialmente se cumple
Las poblaciones presentan una varianza homogénea.	No es evaluable debido al tamaño de muestra reducido (n=3)	No se cumple

Nota: Elaboración propia.

En particular, se empleó la prueba de rangos con signo de Wilcoxon adecuada para el análisis de variables cuantitativas relacionadas y la prueba exacta de Fisher para el análisis de datos categóricos (ver Tabla 5). Los resultados de la contrastación de hipótesis se presentan en el Capítulo 4.

Tabla 5

Tipos de pruebas estadísticas a usar

Hipótesis Específica	Prueba estadística	Hipótesis nula (H_0)	Hipótesis alterna (H_1)
HE. 01	Análisis descriptivo (principal) y Prueba de rangos con signo de Wilcoxon (complementario)	La implementación de tecnología LiDAR no reduce el tiempo de levantamiento de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional.	La implementación de tecnología LiDAR reduce el tiempo de levantamiento de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional.
HE. 02	Análisis descriptivo (principal) y Prueba de rangos con signo de Wilcoxon (complementario)	La implementación de software de Machine Learning no reduce el tiempo de procesamiento de la nube de puntos en comparación con el procesamiento manual.	La implementación de software de Machine Learning reduce el tiempo de procesamiento de la nube de puntos en comparación con el procesamiento manual.
HE. 03	Análisis descriptivo del nivel de riesgo (principal) y Prueba exacta de Fisher (complementario)	La implementación de tecnología LiDAR no disminuye el nivel de riesgo operativo durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional.	La implementación tecnología LiDAR disminuye el nivel de riesgo operativo durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional.
HE. 04	Análisis de métricas de clasificación y intervalo de confianza al 95%	El modelo de Machine Learning no presenta un nivel de F1-score superior al 95% en la clasificación de la clase mineral de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR.	El modelo de Machine Learning presenta un nivel de precisión superior al 95% en la clasificación de la clase mineral de la nube de puntos generada por tecnología LiDAR.

Nota: Elaboración propia

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados del tiempo total del proceso de cubicación

Uno de los aspectos centrales evaluados en esta investigación fue la variación en los tiempos operativos del proceso de cubicación de la pila de intermedios, analizando tres etapas tecnológicas. La primera corresponde al uso del escáner estático I-Site y el software PointStudio (promedio de 2023), representando el método tradicional. La segunda etapa (febrero de 2024) incorpora el uso del dron con sensor LiDAR Hovermap, pero con procesamiento manual en el software libre CloudCompare. Finalmente, la tercera etapa (marzo y abril de 2024) implementa de manera completa el dron con Hovermap y el software LiDAR360, que integra herramientas de Machine Learning para la clasificación automática de la nube de puntos.

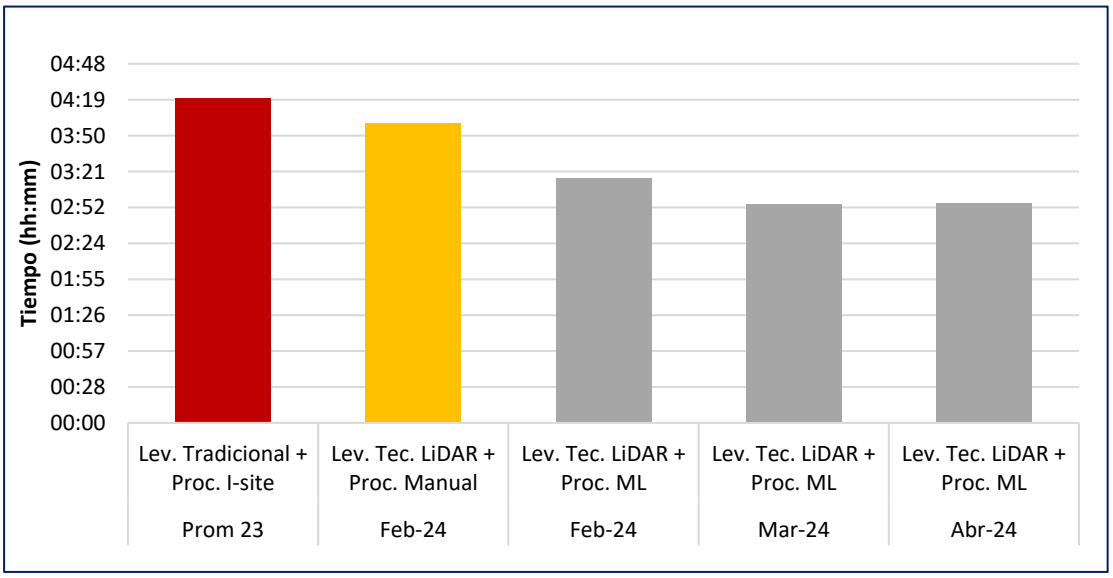
4.1.1. Comparación del tiempo total entre métodos

Se realizó un registro detallado de los tiempos de cada actividad que conforma el proceso de cubicación de la pila de intermedios, desde la salida del personal de mina hacia la zona de concentradora, hasta la generación final del reporte de cubicación (Ver Anexo 1 al Anexo 5). Este registro permitió comparar la secuencia operativa del proceso bajo diferentes metodologías aplicadas en distintos periodos.

La Figura 29 y la Tabla 6 presentan la evolución del tiempo total requerido para el proceso de cubicación, según el tipo de tecnología aplicada. En promedio durante el 2023, con escáner estático y Isite, se registró el mayor tiempo (4 h 20 min), debido a la necesidad de múltiples estaciones y procesamiento manual. En febrero de 2024, la incorporación del dron con CloudCompare redujo los tiempos de levantamiento, pero el procesamiento aún fue elevado. Con la implementación del software LiDAR360 y su módulo de clasificación automática, se logró una reducción considerable del tiempo total, alcanzando 2 h 55 min en marzo y 2 h 56 min en abril.

Figura 29

Tiempo total de cubicación por método y mes



Nota: Elaboración propia

Asimismo, en la Tabla 6 se observa que la actividad con mayor duración corresponde al bloqueo y traslado hacia la pila de intermedios, la cual dependen principalmente de condiciones externas de coordinación con el área de concentradora y de factores operacionales propios del entorno minero. De la misma manera actividades como salida de mina hacia concentradora, desbloqueo y traslado a mina, cubicación en programa Mineplan y reporte de cubicación; son actividades que mantienen una duración similar en todos los registros, ya que no se ven influenciados con la implementación de esta tecnología.

En contraste, actividades como el levantamiento de la pila y el procesamiento de la nube mostro variaciones considerables entre métodos, evidenciando que son las etapas más influenciadas por la incorporación de nuevas tecnologías. Por ello, para un análisis más representativo del impacto del dron LiDAR y del software basado en Machine Learning, en los siguientes apartados se prioriza el estudio de los tiempos operativos directamente asociados al levantamiento y procesamiento automatizado.

Tabla 6

Resumen del registro de tiempo total de cubicación por método y mes

Item	Actividad	**Lev. Tradicional + Proc. I-site** [Prom-23]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. Manual** [Feb-24]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML** [Feb-24]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML** [Mar-24]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML** [Abr-24]
1	Salida de mina hacia concentradora	00:14	00:15	00:15	00:11	00:15
2	Bloqueo y traslado a la Pila de Intermedios	00:50	00:45	00:45	00:54	00:30
3	Preparación del escáner / dron	00:36	00:15	00:15	00:10	00:05
4	Levantamiento de la Pila de Intermedios	00:28	00:16	00:16	00:14	00:12
5	Desbloqueo y traslado a mina	00:32	00:18	00:18	00:15	00:13
6	Transferencia de datos a la computadora	00:10	00:10	00:10	00:00	00:00
7	Georeferenciación de la nube de puntos	00:20	00:34	00:34	00:36	01:03
8	Procesamiento de la nube de puntos	00:35	01:05	00:21	00:13	00:14
9	Cubicación en programa Mineplan	00:25	00:12	00:12	00:12	00:14
10	Reporte de Cubicación	00:10	00:10	00:10	00:10	00:10
Total		04:20	04:00	03:16	02:55	02:56

Nota: Elaboración propia

4.1.2. Comparación del tiempo por actividades principales

La Tabla 7 resume los tiempos operativos asociados a las actividades clave del proceso de cubicación, específicamente: preparación del escáner o dron, levantamiento de la pila, georreferenciación y procesamiento de la nube de puntos. Estos tiempos representan las actividades directamente impactadas por la incorporación de nuevas tecnologías, y permitió una comparación objetiva entre métodos y periodos evaluados.

Tabla 7

Resumen del registro de tiempo operativo de cubicación por método y mes

Item	Actividad	**Lev. Tradicional + Proc. I-site** [Prom -23]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. Manual** [Feb-24]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML** [Feb-24]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML** [Mar-24]	**Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML** [Abr-24]
3	Preparación del escáner / dron	00:36	00:15	00:15	00:10	00:05
4	Levantamiento de la Pila	00:28	00:16	00:16	00:14	00:12
7	Georeferenciación	00:20	00:34	00:34	00:36	01:03
8	Procesamiento	00:35	01:05	00:21	00:13	00:14
Total		01:59	02:10	01:26	01:13	01:34

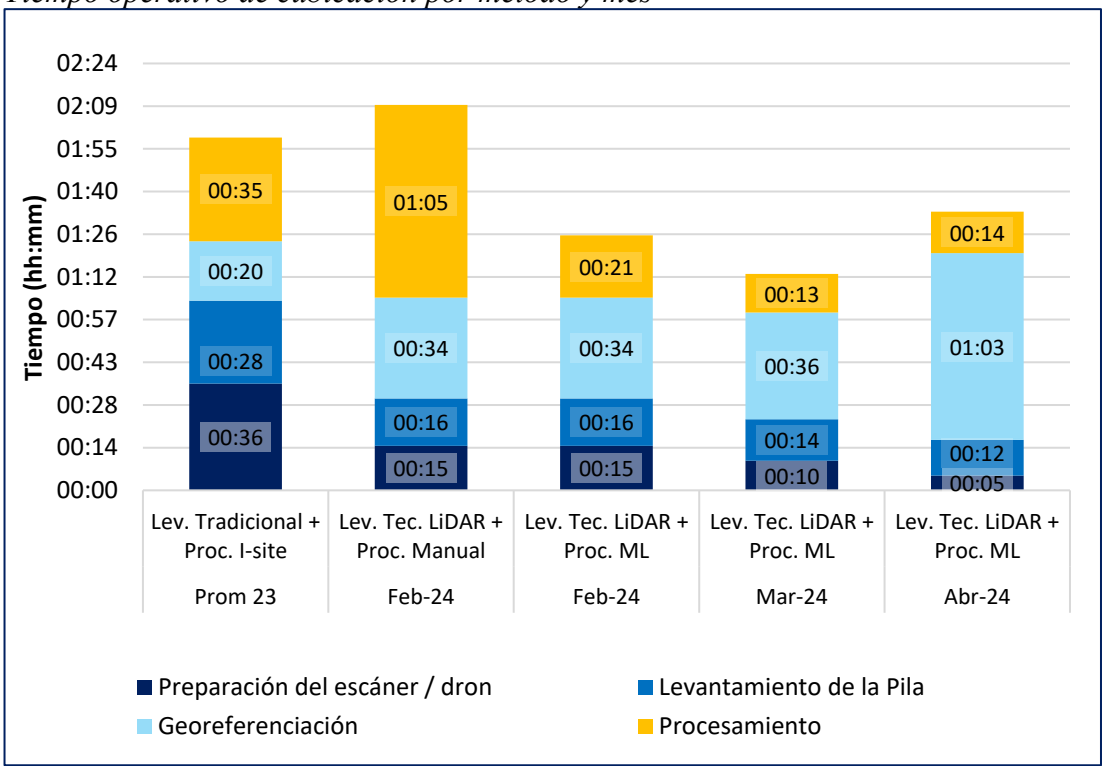
Nota: Elaboración propia

La Figura 30 muestra la evolución de los tiempos operativos del proceso de cubicación según el método y mes de implementación tecnológica. En el caso del método tradicional (promedio 2023), la preparación del equipo representa el mayor tiempo operativo, lo cual responde a la necesidad de realizar múltiples estaciones de escaneo para cubrir toda la pila. Por otro lado, en la implementación de la tecnología LiDAR con CloudCompare (febrero 2024), el procesamiento toma mayor tiempo debido a que el software requiere una clasificación manual de la nube de puntos, realizada por capas.

En los métodos basados tecnología LiDAR y software ML (febrero a abril 2024), se logró optimizar notablemente el tiempo de procesamiento gracias a la automatización que ofrece el módulo de clasificación por machine learning. No obstante, se aprecia un aumento considerable en el tiempo de georreferenciación, particularmente en el registro de abril 2024, donde esta actividad alcanza 01:03 h. Este incremento se atribuye a un error en la georreferenciación de la nube de puntos, que obligó a rehacer el proceso completo de georreferenciación.

Figura 30

Tiempo operativo de cubicación por método y mes



Nota: Elaboración propia

Es importante destacar que no se evidencia ninguna correlación creciente o decreciente en los tiempos operativos conforme avanza el tiempo o se introducen nuevas tecnologías. Por el contrario, la variabilidad observada responde a las características propias de cada tecnología implementada, las cuales tienen ventajas y desventajas.

4.1.3. Reducción del tiempo total del levantamiento

La Tabla 8 y la Figura 31 presentan una comparación específica de los tiempos empleados en las actividades directamente influenciadas por la tecnología de levantamiento utilizada, distinguiendo entre el método tradicional con escáner estático (promedio 2023) y la implementación de tecnología LiDAR (promedio de febrero a abril 2024). Las actividades evaluadas incluyen la preparación del equipo, el levantamiento de la pila y la georreferenciación de la nube de puntos.

Los resultados mostraron una reducción considerable en los tiempos de preparación y levantamiento al emplear el dron. En la preparación del equipo (ítem 3), el tiempo se redujo de 36 a 11 minutos, lo que representa una mejora del 69 %, gracias a que el dron solo requiere un armado único, a diferencia del escáner que debe armarse en cuatro estaciones. De forma similar, el tiempo de levantamiento de la pila (ítem 4) se redujo en 48 %, ya que el dron ejecuta un vuelo continuo sin necesidad de interrupciones o cambios de posición.

Tabla 8

Tiempo total del levantamiento

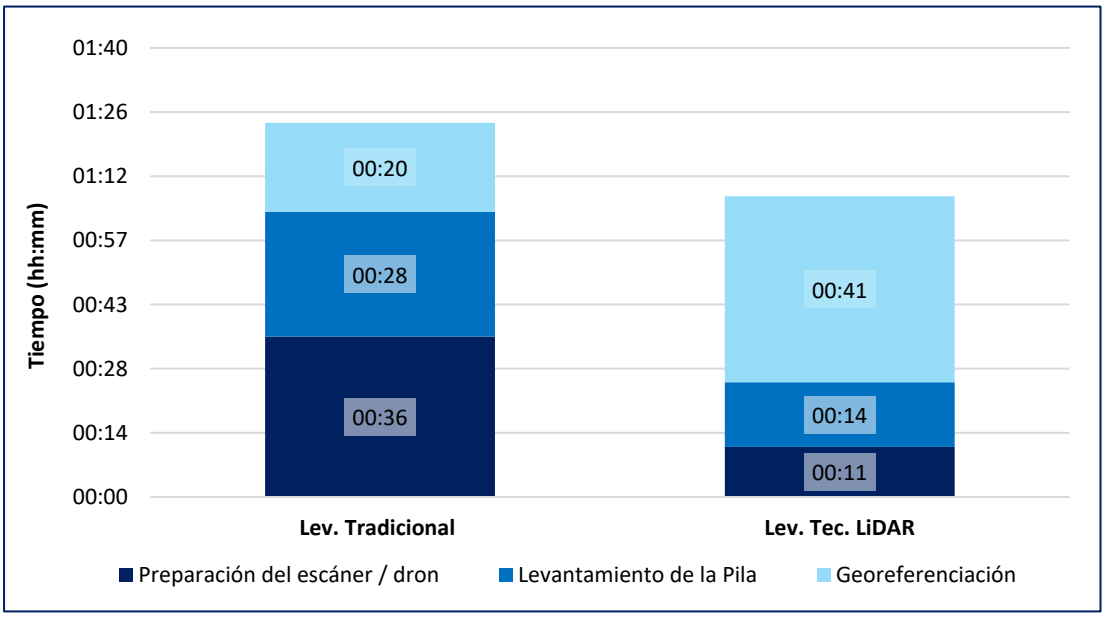
Item	Actividad	Lev. Tradicional	Lev. Tec. LiDAR	Diff	Diff (%)
3	Preparación del escáner / dron	00:36	00:11	00:24	69%
4	Levantamiento de la Pila	00:28	00:14	00:13	48%
7	Georeferenciación	00:20	00:41	00:21	109%
Total		01:24	01:07	00:16	20%

Nota: Elaboración propia

Por otro lado, la actividad de georreferenciación (ítem 7) muestra un comportamiento inverso: con el uso del dron, el tiempo se incrementó en un 109 %. Esto se explica porque, mientras el escáner trabaja sobre puntos fijos y conocidos, el dron genera nubes de puntos más densas y dispersas, lo cual exige mayor esfuerzo de procesamiento para alinear la información dentro del sistema geodésico del proyecto. Además, la ausencia de señal GPS en el interior del domo y la dependencia de puntos de control externos complejizan esta etapa.

Figura 31

Gráfico de barras del tiempo total de levantamiento



Nota: Elaboración propia

Por otro lado, la georreferenciación muestra un comportamiento inverso. Mientras que con escáner el proceso tomaba en promedio 20 minutos, con el dron el tiempo se incrementó a 41 minutos, representando un aumento del 109%. Esta diferencia se debe principalmente a la forma en que cada tecnología gestiona el posicionamiento espacial de los datos capturados.

En el caso del escáner estático iSite, la georreferenciación es más directa, ya que se trabaja desde posiciones fijas. En cada estación de escaneo se utilizan dos puntos de control conocidos: uno donde se coloca el trípode con el escáner y un punto de referencia adicional (backside), el cual permite calcular el azimut de orientación del escaneo. En cambio, el dron, al no seguir trayectorias predefinidas y operar con tecnologías como SLAM y HVM INS, genera una nube de puntos altamente densa y variable. Esta nube debe ser alineada mediante GCPs ubicados fuera del domo, además de requerir filtros de reducción de densidad y correcciones de desviaciones.

4.1.3.1. Prueba estadística de hipótesis HE.01

Con el propósito de contrastar la hipótesis específica relacionada con la reducción del tiempo de levantamiento de la pila de intermedios, se aplicó la prueba de rangos con signo de Wilcoxon para muestras relacionadas, adecuada para estudios de tipo antes–después y tamaños de muestra reducidos.

La Tabla 9 presenta los tiempos de levantamiento para ambos métodos durante los meses de febrero, marzo y abril. El método tradicional se representa mediante un valor promedio de 84 minutos, mientras que la tecnología LiDAR registra tiempos de 65, 60 y 70 minutos, evidenciando reducciones de 19, 24 y 4 minutos.

Tabla 9

Comparación de Tiempo total del levantamiento

Mes	Tiempo Levantamiento (min) Método tradicional	Tiempo de Levantamiento (min) Tecnología LiDAR	Diff
Febrero	84	65	-19
Marzo	84	60	-24
Abril	84	70	-4

Nota: Elaboración propia

Tal como se observa en la Figura 32, los tres casos analizados corresponden a rangos negativos (N = 3), lo que indica que en todos los periodos evaluados el tiempo de levantamiento con tecnología LiDAR es menor que el registrado con el método tradicional. Asimismo, no se registraron rangos positivos ni empates, lo que evidencia una reducción consistente en el 100% de los casos analizados.

Figura 32

Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para tiempo de levantamiento

		N	Rango promedio	Suma de rangos
TiempoLevantamiento_T.LiDAR_Después - TiempoLevantamiento_M.Tradicional_Antes	Rangos negativos	3[a]	2,00	6,00
	Rangos positivos	0[b]	,00	,00
	Empates	0[c]		
	Total	3		

a. TiempoLevantamiento_T.LiDAR_Después < TiempoLevantamiento_M.Tradicional_Antes

b. TiempoLevantamiento_T.LiDAR_Después > TiempoLevantamiento_M.Tradicional_Antes

c. TiempoLevantamiento_T.LiDAR_Después = TiempoLevantamiento_M.Tradicional_Antes

En cuanto al estadístico de prueba, se obtuvo un valor de Z = -1.604 y un nivel de significancia bilateral de p = 0.109, tal como se muestra en la Figura 33. No obstante, es importante señalar que el tamaño reducido de la muestra (n = 3) limita la potencia estadística de la prueba aplicada, lo que puede dificultar la detección de diferencias significativas, aun cuando estas existan (Cohen, 1988). En este contexto, la interpretación de los resultados no debe basarse exclusivamente en el valor p, sino también en la magnitud de la diferencia observada y en la consistencia de los resultados.

Figura 33

Estadístico de prueba de Wilcoxon para tiempo de levantamiento

Estadísticos de prueba[a]

	TiempoLevantamiento_T.LiDAR_Después - TiempoLevantamiento_M.Tradicional_Antes
Z	-1,604[b]
Sig. asin. (bilateral)	,109

a. Prueba de rangos con signo de Wilcoxon

b. Se basa en rangos positivos.

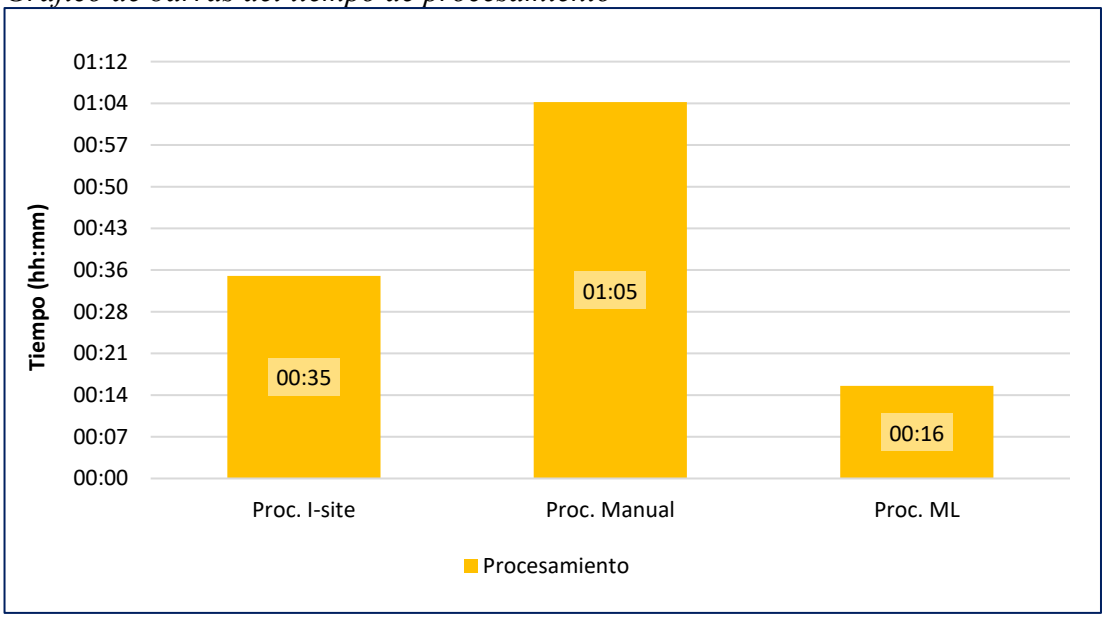
Aunque no se alcanza significancia estadística, los resultados obtenidos y el análisis descriptivo realizado en la sección 4.1.3 sugieren que la tecnología LiDAR contribuye a la reducción del tiempo de levantamiento de la pila de intermedios en comparación con el método tradicional, por lo que se rechaza la hipótesis nula HE. 01.

4.1.4. Reducción del tiempo de procesamiento

La Figura 34 presenta el tiempo de procesamiento requerido para generar la superficie topográfica a partir de la nube de puntos, utilizando tres softwares distintos: ISite, CloudCompare (Procesamiento Manual) y LiDAR360 (Procesamiento con ML. Aunque los tres programas están representados en la figura, la comparación directa más pertinente se da entre CloudCompare y LiDAR360, ya que ambos comparten la misma fuente de datos; una nube de puntos generada con dron y sensor LiDAR Hovermap.

Figura 34

Gráfico de barras del tiempo de procesamiento



Nota: Elaboración propia

El procesamiento con CloudCompare presenta un tiempo de 01:05 h, considerable superior al registrado con LiDAR360 (00:16 h), lo que representa una reducción del 75% (Ver Tabla 10). Esta mejora se debe principalmente a la automatización de tareas dentro del software LiDAR360, que incluye herramientas avanzadas de clasificación por aprendizaje automático (ML) y módulos de filtrado y extracción de terreno (Terrain Module). A diferencia de CloudCompare, donde la eliminación de elementos no deseados (como vigas, domo, polvo o puntos de aire) se realizó manualmente por capas, lo que genera demoras.

Tabla 10

Tiempo total de procesamiento

Item	Actividad	Proc. Manual	Proc. ML	Diff	Diff (%)
8	Procesamiento	01:05	00:16	00:49	75%
Total		01:05	00:16	00:49	75%

Nota: Elaboración propia

En cuanto a Isite, si bien registra un tiempo de procesamiento menor (00:35 h), su entrada de datos proviene del escáner estático, por lo que no es directamente comparable debido a diferencias en densidad, geometría y volumen de la nube de puntos.

4.1.4.1. Prueba estadística de hipótesis HE.02

Con el propósito de contrastar la hipótesis específica relacionada con la reducción del tiempo de procesamiento de la nube de puntos, se aplicó la prueba de rangos con signo de Wilcoxon para muestras relacionadas.

La Tabla 11 presenta los tiempos de levantamiento para ambos métodos durante los meses de febrero, marzo y abril. El método tradicional se representa mediante un valor promedio de 35 minutos, mientras que la tecnología LiDAR registra tiempos de 21, 13 y 14 minutos, evidenciando reducciones de 14, 22 y 21 minutos, respectivamente.

Tabla 11

Comparación de Tiempo de procesamiento

Mes	Tiempo de Procesamiento (min) Método manual	Tiempo de Procesamiento (min) Software de Machine Learning	Diff
Febrero	35	21	-14
Marzo	35	13	-22
Abril	35	14	-21

Nota: Elaboración propia

Tal como se observa en la Figura 35, los tres casos analizados corresponden a rangos negativos (N = 3), lo que indica que en todos los periodos evaluados el tiempo de procesamiento con Machine Learning es menor que el registrado con el método manual. Asimismo, no se registraron rangos positivos ni empates, lo que evidencia una reducción consistente en el 100% de los casos analizados.

Figura 35

Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para tiempo de procesamiento

		N	Rango promedio	Suma de rangos
TiempoProcesamiento_SoftwareML_Después - TiempoProcesamiento_M.Manual_Antes	Rangos negativos	3[a]	2,00	6,00
	Rangos positivos	0[b]	,00	,00
	Empates	0[c]		
	Total	3		

a. TiempoProcesamiento_SoftwareML_Después < TiempoProcesamiento_M.Manual_Antes

b. TiempoProcesamiento_SoftwareML_Después > TiempoProcesamiento_M.Manual_Antes

c. TiempoProcesamiento_SoftwareML_Después = TiempoProcesamiento_M.Manual_Antes

En cuanto al estadístico de prueba, se obtuvo un valor de Z = -1.604 y un nivel de significancia bilateral de p = 0.109, tal como se muestra en la Figura 36. No obstante, es importante resaltar nuevamente que el tamaño reducido de la muestra (n = 3) limita la potencia estadística de la prueba aplicada, lo que dificulta la detección de diferencias significativas (Cohen, 1988).

Figura 36

Estadístico de prueba de Wilcoxon para tiempo de procesamiento

	TiempoProcesamiento_SoftwareML_Después - TiempoProcesamiento_M.Manual_Antes
Z	-1,604[b]
Sig. asin. (bilateral)	,109

a. Prueba de rangos con signo de Wilcoxon

b. Se basa en rangos positivos.

Aunque no se alcanza significancia estadística, los resultados obtenidos y el análisis descriptivo realizado en la sección 4.1.4. sugieren que la implementación de software de Machine Learning contribuye a reducir el tiempo de procesamiento de la nube de puntos en comparación con el procesamiento manual, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula HE. 02.

4.2. Resultados de exposición al riesgo operacional

En este apartado se presenta un análisis comparativo de la exposición al riesgo operacional durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios, evaluado mediante la metodología IPERC (Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Control). Se comparan dos escenarios: uno correspondiente al levantamiento realizado con metodología tradicional (escáner estático - iSite) y otro con tecnología LiDAR (dron equipado con sensor LiDAR - Hovermap).

4.2.1. Identificación y comparación de peligros

La Tabla 12 presenta un resumen comparativo de los niveles de riesgo identificados mediante el método IPERC (Identificación de Peligros, Evaluación de Riesgos y Control) durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios. En total, se identificaron diez peligros asociados a esta labor, incluyendo tanto condiciones propias del entorno como actividades específicas del levantamiento topográfico, que pueden observarse también en el mapa del riesgo del domo (ver Anexo 8).

Tabla 12

Comparación del peligro y riesgo asociado por método

Item	Peligro	Riesgo asociado	Evaluación IPER Met. Tradicional	Riesgo Residual Met. Tradicional	Evaluación IPER Tec. LiDAR	Riesgo Residual Tec. LiDAR	Estado del Riesgo
1	Trabajo en altura	Caídas a distinto nivel	13	17			Eliminado
2	Uso de escaleras y ascensor	Caídas de distinto nivel y atrapamientos	13	17			Eliminado
3	Partes en movimiento (Faja)	Atrapamientos, golpes en distintas partes del cuerpo	9	17			Eliminado
4	Instalación del equipo topográfico	Golpes, caídas a nivel y desnivel	13	17	22	25	Reducido
5	Vehículos en movimiento	Colisión, volcadura, aplastamiento	12	16	12	16	Persiste
6	Irregularidades en superficie	Caídas a desnivel	18	21	18	21	Persiste
7	Ruido	Exposición a ruido	9	17	9	17	Persiste
8	Polvo (Material Particulado)	Exposición a polvo	9	17	9	17	Persiste
9	Radiación Solar	Exposición a radiación solar	9	17	9	17	Persiste
10	Agentes patógenos	Infecciones por exposición	5	12	5	12	Persiste

Nota: Elaboración propia

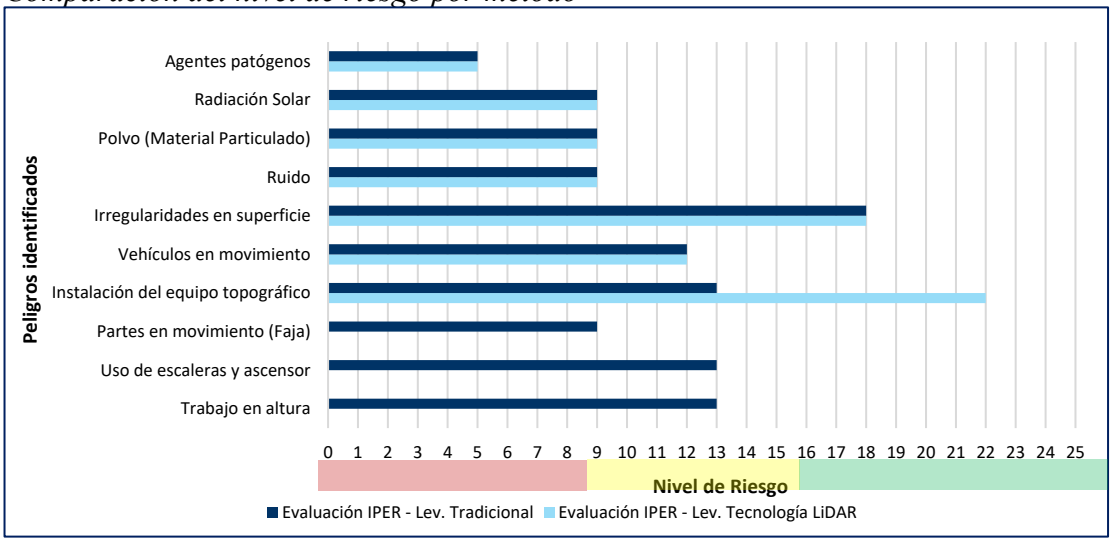
El análisis evidencia que tres de los peligros (ítems 1, 2 y 3: trabajo en altura, uso de escaleras y partes en movimiento) fueron eliminados con la implementación del dron, ya que este permite operar desde el exterior del domo, sin necesidad de subir escaleras, manipular equipos pesados sobre estructuras elevadas ni exponerse a zonas de riesgo físico. Asimismo, el ítem 4 (instalación del equipo topográfico) presenta una reducción considerable del riesgo, debido a que el escáner fijo requería posicionamiento en múltiples estaciones dentro del domo, mientras que el dron realiza el levantamiento en un solo vuelo.

En contraste, los peligros como exposición al polvo, ruido, radiación solar, agentes patógenos y tránsito vehicular persisten en ambos métodos, dado que no dependen directamente del equipo de levantamiento, sino de las condiciones del entorno operativo.

La Figura 37 muestra gráficamente la comparación de la evaluación de riesgo inicial (IPER) entre ambos métodos. Se observa una disminución clara del nivel de riesgo en los peligros eliminados o reducidos gracias al uso del dron.

Figura 37

Comparación del nivel de riesgo por método

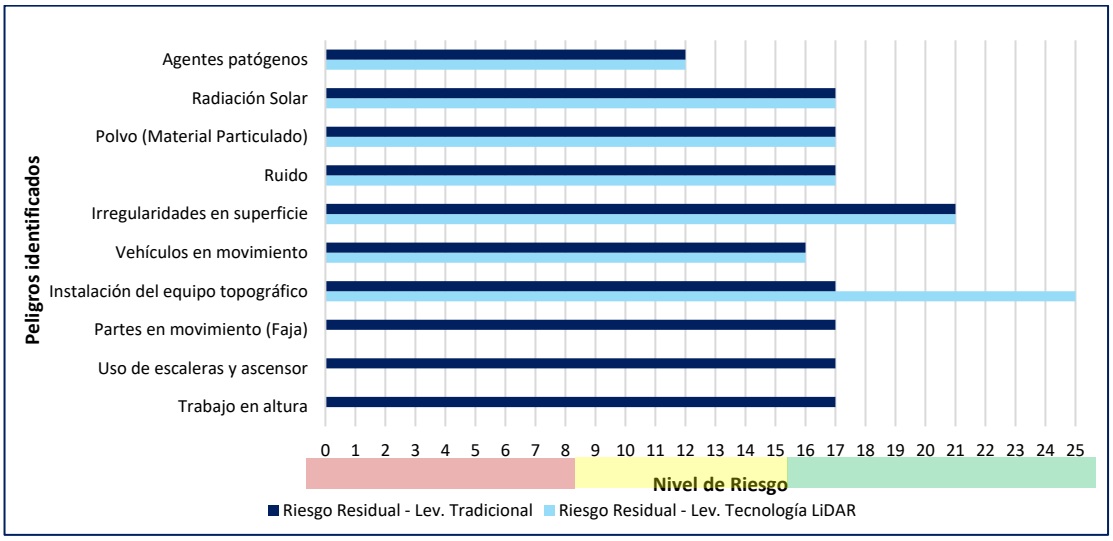


Nota: Elaboración propia

En tanto, la Figura 38 representa el riesgo residual, es decir, el nivel de riesgo posterior a la aplicación de medidas de control (Ver Anexo 6 y Anexo 7). En esta se evidencia que con la tecnología LiDAR, la mayoría de los riesgos se encuentran en niveles moderados o leves, lo que representa una mejora sustancial en términos de seguridad operativa.

Figura 38

Comparación del nivel de riesgo residual por método



Nota: Elaboración propia

4.2.2. Impacto en la seguridad operativa

La Tabla 13 muestra el estado global del riesgo luego de la implementación del dron y el sensor LiDAR. Se evidencia que el 37 % de los riesgos fueron eliminados y un 13 % reducidos, principalmente por la eliminación de tareas que requerían ingreso a zonas elevadas o manipulaciones riesgosas.

Tabla 13

Estado del riesgo con la implementación del dron y sensor LiDAR

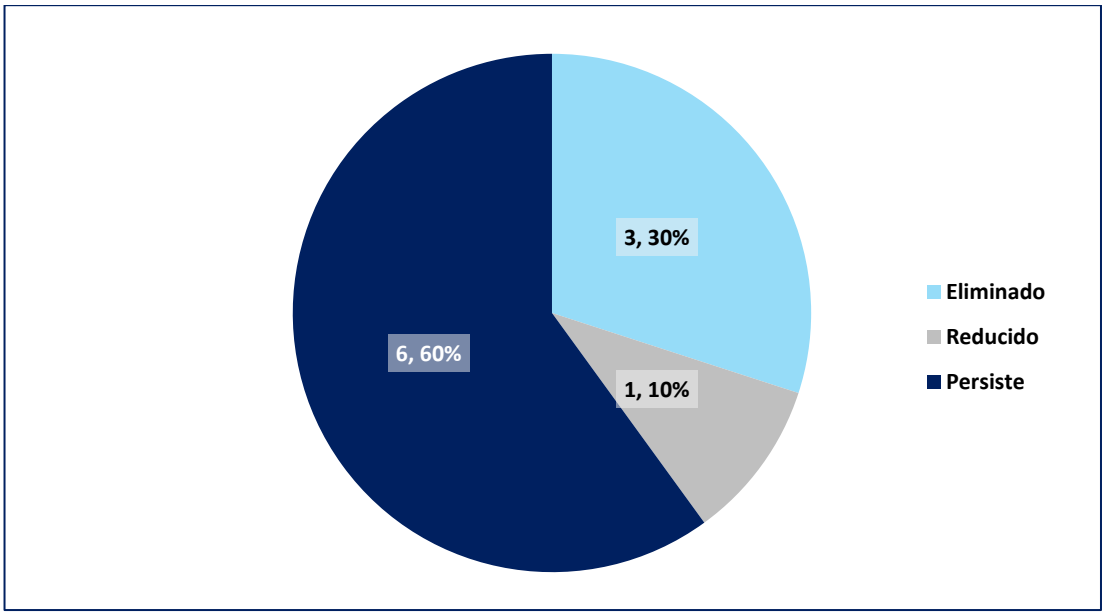
Item	Estado	Cantidad
1	Eliminado	3
2	Reducido	1
3	Persiste	4

Nota: Elaboración propia

Sin embargo, un 50 % de los riesgos persisten, al estar relacionados a factores del entorno que no dependen directamente de la tecnología utilizada, sino de las condiciones operativas del área de trabajo (Ver Figura 39).

Figura 39

Diagrama circular del estado de riesgo



Nota: Elaboración propia

4.2.2.1. Prueba estadística de hipótesis H.E. 03

Con el propósito de contrastar la hipótesis específica relacionada con la disminución del nivel de riesgo operativo durante el proceso de cubicación de la pila de intermedios, se aplicó la prueba exacta de Fisher, la cual es adecuada para el análisis de datos categóricos y tamaños de muestra reducidos.

Para ello, se construyó una tabla de contingencia que relaciona el método de levantamiento (método tradicional y tecnología LiDAR) con el estado del riesgo operativo, clasificado en dos categorías: riesgos eliminados o reducidos y riesgos que persisten.

Como se observa en la Tabla 14, en el método tradicional la totalidad de los riesgos evaluados (10 de 10) se consideran como base (sin cambios), mientras que con la implementación de la tecnología LiDAR se logró la eliminación o reducción de 4 de los 10 riesgos evaluados, evidenciando una mejora en las condiciones de seguridad operativa.

Tabla 14

Distribución del nivel de riesgo según método de levantamiento

Método	Eliminado / Reducido	Persiste	Total
Método tradicional	0	10	10
Tecnología LiDAR	4	6	10
Total	4	16	20

Nota: Elaboración propia

Los resultados de la prueba exacta de Fisher presentan un valor de significancia exacta unilateral de p = 0.043, el cual es menor al nivel de significancia de 0.05 (Figura 40). En consecuencia, se rechaza la hipótesis nula HE. 03, lo que indica que existe una asociación estadísticamente significativa entre la implementación de la tecnología LiDAR y la reducción del nivel de riesgo operativo.

Figura 40

Resultados de prueba exacta de Fisher para el nivel de riesgo operativo

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Significación asintótica (bilateral)	Significación exacta (bilateral)	Significación exacta (unilateral)	Probabilidad en el punto
Chi-cuadrado de Pearson	5,000[a]	1	,025	,087	,043	
Corrección de continuidad[b]	2,813	1	,094			
Razón de verosimilitud	6,556	1	,010	,087	,043	
Prueba exacta de Fisher				,087	,043	
Asociación lineal por lineal	4,750[c]	1	,029	,087	,043	,043
N de casos válidos	20					

a. 2 casillas (50,0%) han esperado un recuento menor que 5. El recuento mínimo esperado es 2,00.

b. Sólo se ha calculado para una tabla 2x2

c. El estadístico estandarizado es -2,179.

4.3. Resultados de clasificación con Machine Learning

En este apartado se presentan los resultados obtenidos a partir de la aplicación de modelos de Machine Learning durante la etapa de procesamiento y clasificación de la nube de la pila de intermedios. El análisis se centra en los datos recopilados durante los últimos tres meses de implementación tecnológica (febrero, marzo y abril de 2024).

Para evaluar el desempeño del modelo de clasificación, se utilizaron matrices de confusión, que permitió comparar las etiquetas reales (Ground Truth-GT) con las predichas por el modelo (PRED), y determinar así los aciertos y errores en la asignación de clases. Las clases que fueron evaluadas corresponden a componentes presentes en el área del domo como; Domo, Tripper, Vigas, Mineral, Airpoints y Outside (puntos fuera del área de interés).

4.3.1. Matriz de confusión

a) Matriz de confusión de febrero 2024

La Tabla 15 muestra la matriz de confusión del mes de febrero 2024, donde cada celda de la tabla indica la cantidad de puntos clasificados en una determinada categoría. Se observa que de la clase etiqueta como Mineral (Fila 4) se clasificaron correctamente 25,017,111 puntos, mientras que el resto de los puntos fueron incorrectamente clasificados como Domo (159,760), Tripper (113), Vigas (164,706), Airpoints (778,150) y Outside (65,377), lo cual representa un total de 1,168,106 falsos negativos.

Tabla 15

Matriz de confusión de febrero 2024

Feb-24	PRED Domo	PRED Tripper	PRED Vigas	PRED Mineral	PRED Airpoints	PRED Outsite	Falso Negativo
GT_Domo	31,837,496	958	0	43,996	786,836	109,712	941,502
GT_Tripper	1,796	1,538,746	7,769	0	0	124	9,689
GT_Vigas	0	403	1,763,008	16,109	0	176	16,688
GT_Mineral	159,760	113	164,706	25,017,111	778,150	65,377	1,168,106
GT_Airpoints	573	405	166	5,034	939,893	959	7,137
GT_Outsite	380	0	0	0	57,097	2,645,936	57,477
Falso Positivo	162,509	1,879	172,641	65,139	1,622,083	176,348	

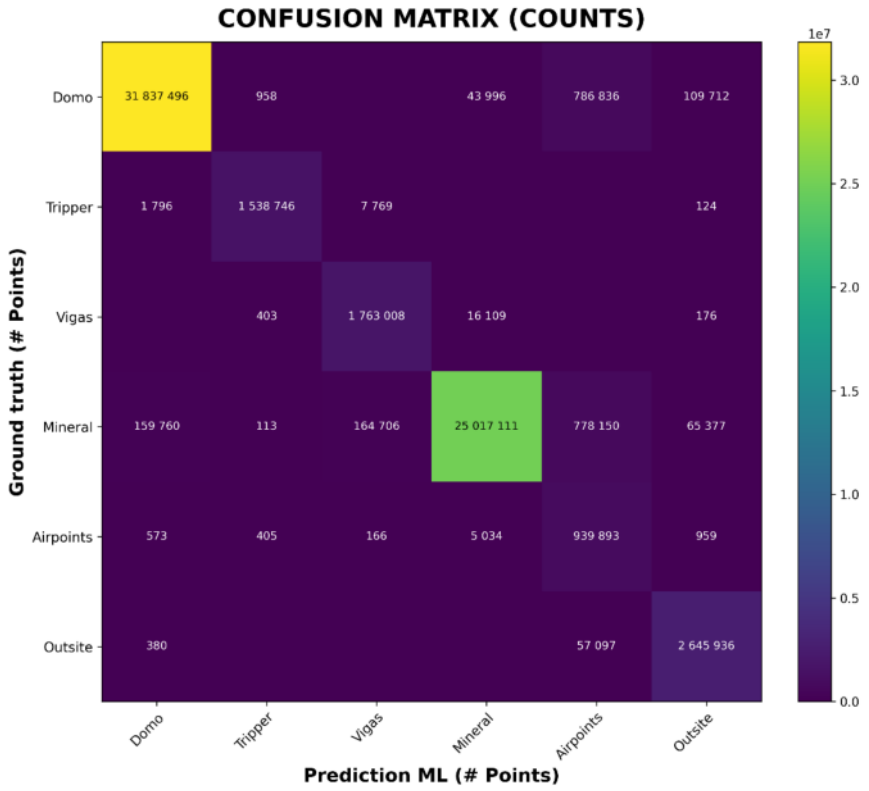
Nota: Elaboración propia

Asimismo, la clase con mayor número de puntos con falsos positivos corresponde al Airpoint (1,622,083 puntos), indicando que muchos puntos fueron mal etiquetados como Airpoints cuando no lo eran. Estos errores afectan la precisión global del modelo.

La Figura 41 muestra que la clase Domo presenta la mayor densidad de puntos correctamente clasificados (más de 31 millones), seguido por el Mineral (más de 25 millones).

Figura 41

Diagrama de matriz de confusión de febrero 2024



Nota: Elaboración propia

b) Matriz de confusión de marzo 2024

La Tabla 16 muestra la matriz de confusión del mes de marzo 2024, donde se observa que de la clase etiqueta como Mineral (Fila 4) se clasificaron correctamente 31,090,320 puntos, y clasificaron erróneamente 1,892,487 falsos negativos. Por otro lado, la clase con mayor número de falsos positivos corresponde nuevamente a Airpoints, con 2,013,004 puntos que fueron mal clasificados como tal sin pertenecer a esa clase.

Tabla 16

Matriz de confusión de marzo 2024

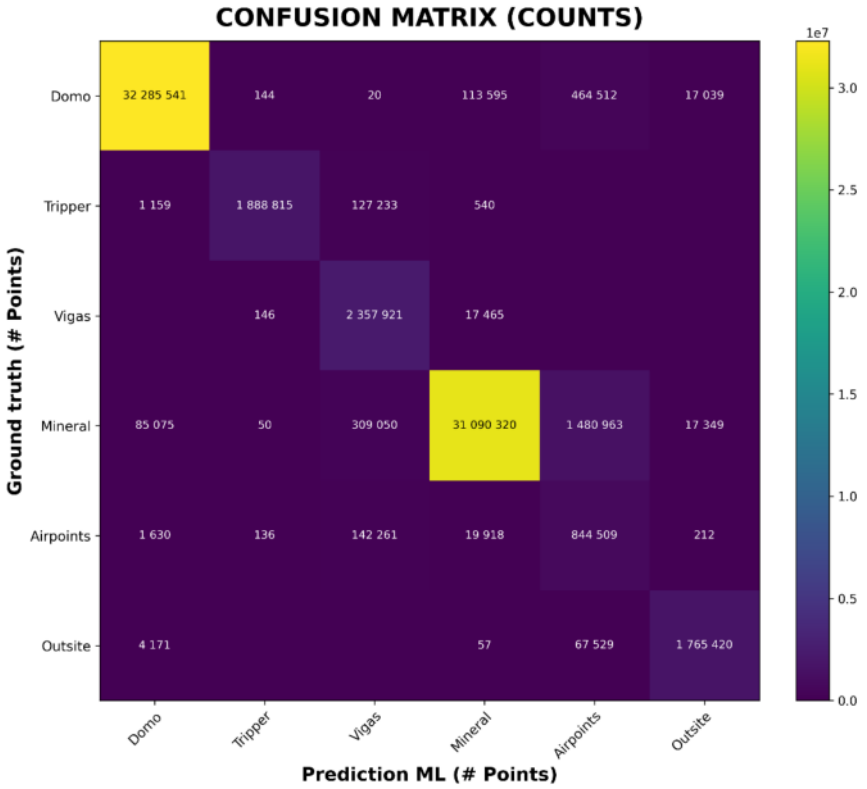
Mar-24	PRED Domo	PRED Tripper	PRED Vigas	PRED Mineral	PRED Airpoints	PRED Outsite	Falso Negativo
GT_Domo	32,285,541	144	20	113,595	464,512	17,039	595,310
GT_Tripper	1,159	1,888,815	127,233	540	0	0	128,932
GT_Vigas	0	146	2,357,921	17,465	0	0	17,611
GT_Mineral	85,075	50	309,050	31,090,320	1,480,963	17,349	1,892,487
GT_Airpoints	1,630	136	142,261	19,918	844,509	212	164,157
GT_Outsite	4,171	0	0	57	67,529	1,765,420	71,757
Falso Positivo	92,035	476	578,564	151,575	2,013,004	34,600	

Nota: Elaboración propia

La Figura 42 refuerza visualmente estos resultados, mostrando que la clase con mayor densidad de puntos correctamente clasificados es el Domo (más de 32 millones) y Mineral (más de 31 millones), aumentando su densidad respecto al mes anterior.

Figura 42

Diagrama de matriz de confusión de marzo 2024



Nota: Elaboración propia

c) Matriz de confusión de abril 2024

La Tabla 17 muestra la matriz de confusión del mes de abril 2024, en esta evaluación, la clase Mineral (fila 4) vuelve a obtener un alto número de puntos correctamente clasificados (28,045,024), mientras que 2,381,388 puntos fueron falsos negativos. De forma similar a los meses anteriores, la clase Airpoints presenta la mayor cantidad de falsos positivos (2,908,565 puntos), lo que indica una sobre clasificación sistemática en esta categoría.

Tabla 17

Matriz de confusión de abril 2024

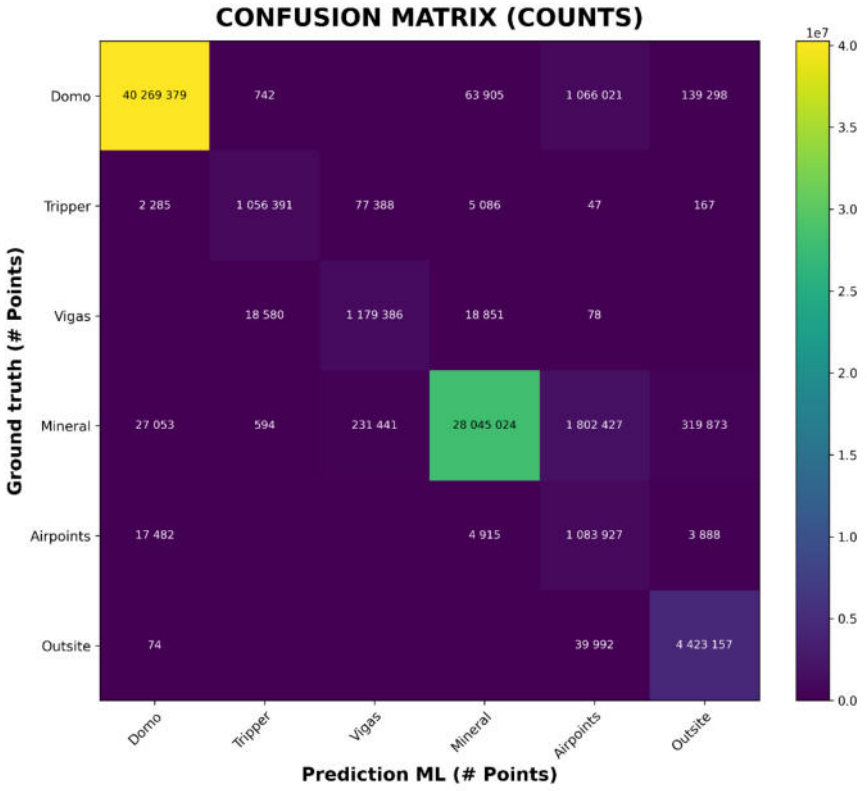
	PRED Domo	PRED Tripper	PRED Vigas	PRED Mineral	PRED Airpoints	PRED Outsite	Falso Negativo
GT_Domo	40,269,379	742	0	63,905	1,066,021	139,298	1,269,966
GT_Tripper	2,285	1,056,391	77,388	5,086	47	167	84,973
GT_Vigas	0	18,580	1,179,386	18,851	78	0	37,509
GT_Mineral	27,053	594	231,441	28,045,024	1,802,427	319,873	2,381,388
GT_Airpoints	17,482	0	0	4,915	1,083,927	3,888	26,285
GT_Outsite	74	0	0	0	39,992	4,423,157	40,066
Falso Positivo	46,894	19,916	308,829	92,757	2,908,565	463,226	

Nota: Elaboración propia

En la Figura 43 se visualiza esta matriz, destacando nuevamente a Domo como la clase con mayor densidad en la clasificación (más de 40 millones de puntos correctamente identificados), seguido de Mineral.

Figura 43

Diagrama de matriz de confusión de abril 2024



Nota: Elaboración propia

4.3.2. Matriz de confusión normalizada

En este apartado se muestra la matriz de confusión normalizada por filas, la cual refleja el porcentaje de puntos correctamente clasificados (recall) para cada clase respecto al total de puntos verdaderamente pertenecientes a esa clase (Ground Truth). Esta normalización permitió evaluar el desempeño del modelo de clasificación sin que influya la cantidad de puntos por clase.

a) Matriz de confusión normalizada de febrero 2024

En la Tabla 18 se observa que las clases con mayor recall son; Tripper (99.4%), Airpoints (99.2%), Vigas (99.1%) y seguidas por Outside (97.9%), Domo (97.1%), y mientras que la clase Mineral presenta el recall más bajo de 95.5%, indicando que es donde se concentra la mayor proporción de errores de clasificación.

Tabla 18

Matriz de confusión normalizada de febrero 2024

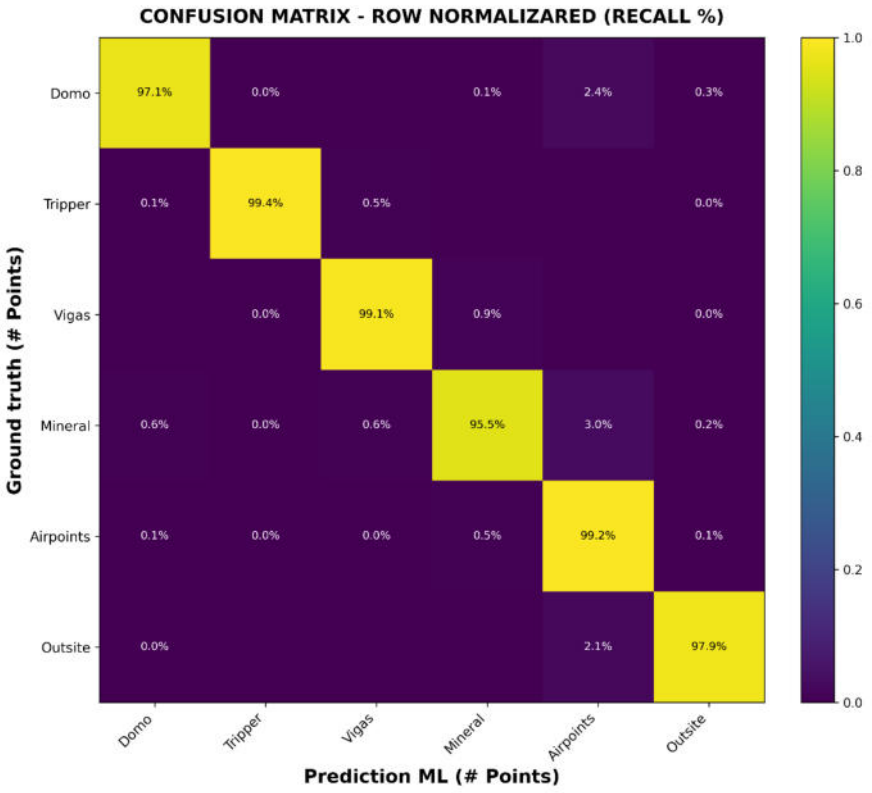
	PRED Domo	PRED Tripper	PRED Vigas	PRED Mineral	PRED Airpoints	PRED Outsite
GT_Domo	97.13	0.00	0.00	0.13	2.40	0.33
GT_Tripper	0.12	99.37	0.50	0.00	0.00	0.01
GT_Vigas	0.00	0.02	99.06	0.91	0.00	0.01
GT_Mineral	0.61	0.00	0.63	95.54	2.97	0.25
GT_Airpoints	0.06	0.04	0.02	0.53	99.25	0.10
GT_Outsite	0.01	0.00	0.00	0.00	2.11	97.87

Nota: Elaboración propia

La Figura 44 muestra gráficamente esta matriz de confusión normalizada, donde los valores cercanos al 100% se representan en color amarillo, evidenciando una alta precisión en la clasificación. Las demás celdas, de tonalidades más oscuras, corresponden a los falsos positivos, es decir, puntos incorrectamente asignados a una clase distinta. La clase Mineral presenta la mayor confusión, principalmente por ser erróneamente clasificada como Airpoints (3%), posiblemente debido a la similitud espacial entre ambas clases en el entorno de la pila de intermedios.

Figura 44

Diagrama de matriz de confusión normalizada de febrero 2024



Nota: Elaboración propia

b) Matriz de confusión normalizada de marzo 2024

En la Tabla 19 se observa que las clases con mayor recall corresponden a: Vigas (99.2%), Domo (98.2%), Outside (96.1%), Mineral (94.2%) y Tripper (93.6%). Mientras que Airpoints es la categoría con menor recall, alcanzando solo 83.7%, lo cual evidencia dificultades del modelo para diferenciar esta clase frente a otras.

Tabla 19

Matriz de confusión normalizada de marzo 2024

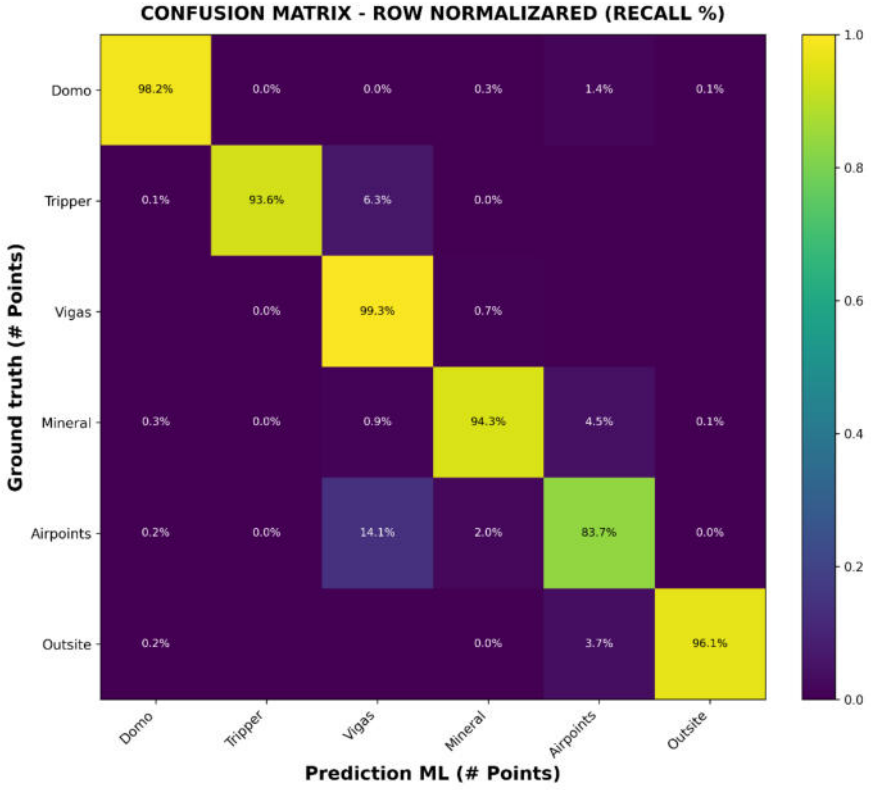
	PRED Domo	PRED Tripper	PRED Vigas	PRED Mineral	PRED Airpoints	PRED Outsite
GT_Domo	98.19	0.00	0.00	0.35	1.41	0.05
GT_Tripper	0.06	93.61	6.31	0.03	0.00	0.00
GT_Vigas	0.00	0.01	99.26	0.74	0.00	0.00
GT_Mineral	0.26	0.00	0.94	94.26	4.49	0.05
GT_Airpoints	0.16	0.01	14.10	1.97	83.73	0.02
GT_Outsite	0.23	0.00	0.00	0.00	3.68	96.09

Nota: Elaboración propia

La Figura 45 evidencia claramente que la clase Airpoints tiene un menor recall, inclusive inferior al mes de febrero 2024, donde la mayor confusión se genera con la clase Vigas (14.1%).

Figura 45

Diagrama de matriz de confusión normalizada de marzo 2024



Nota: Elaboración propia

c) Matriz de confusión normalizada de abril 2024

En la Tabla 20, los resultados mostraron un comportamiento similar al mes de enero. Las clases con mayor recall fueron: Outside (99.1%), Airpoints (97.6%), Vigas (96.9%), Domo (96.9%), y Tripper (92.6%). La clase mineral en el mes de abril presenta el menor recall de 92.2%, siendo nuevamente una de las clases con mayor confusión.

Tabla 20

Matriz de confusión normalizada de abril 2024

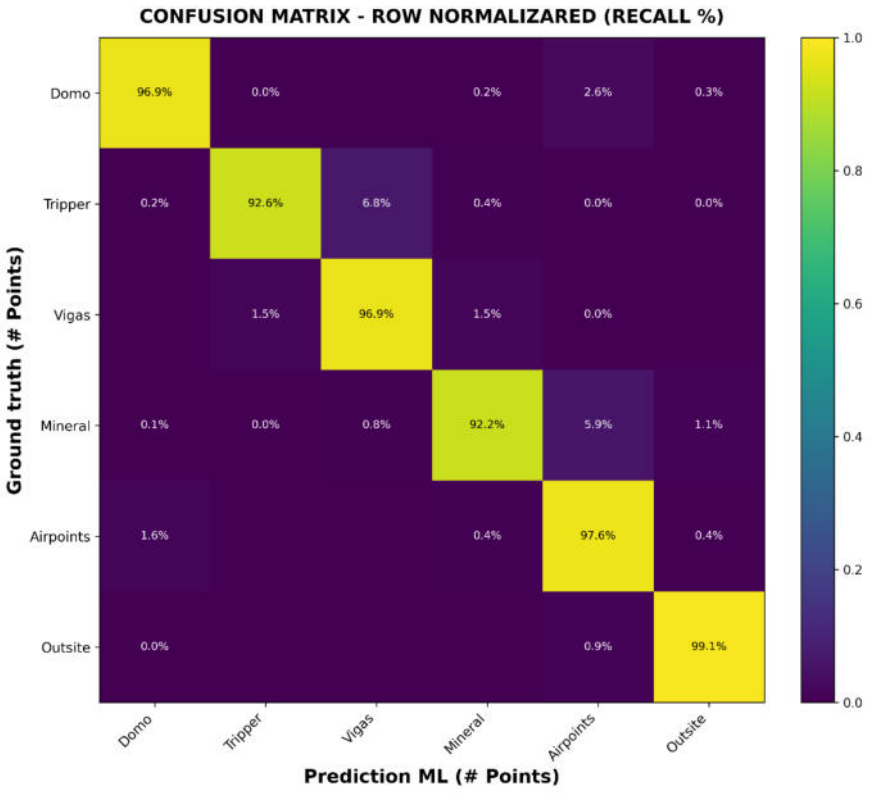
	PRED Domo	PRED Tripper	PRED Vigas	PRED Mineral	PRED Airpoints	PRED Outsite
GT_Domo	96.94	0.00	0.00	0.15	2.57	0.34
GT_Tripper	0.20	92.56	6.78	0.45	0.00	0.01
GT_Vigas	0.00	1.53	96.92	1.55	0.01	0.00
GT_Mineral	0.09	0.00	0.76	92.17	5.92	1.05
GT_Airpoints	1.57	0.00	0.00	0.44	97.63	0.35
GT_Outsite	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	99.10

Nota: Elaboración propia

La Figura 46 evidencia una mejora respecto al mes anterior en la clasificación de Airpoints, aunque persiste una leve confusión con la clase Mineral (5.9%), lo cual se evaluara en los siguientes aparatados.

Figura 46

Diagrama de matriz de confusión normalizada de abril 2024



Nota: Elaboración propia

4.3.3. Top 5 de errores

En este apartado se presentan los cinco errores de clasificación más frecuentes detectados en el proceso de clasificación con Machine Learning aplicado a la pila de intermedios. Cada fila muestra la clase real (GT_Class), la clase predicha (PRED_Class), el tipo de error (combinación de ambas clases) y la cantidad de puntos involucrados.

a) Top 5 de errores en febrero 2024

En la Tabla 21 se observa que los errores más recurrentes corresponden a la confusión entre las clases Domo-Airpoints y Mineral-Airpoints, con más de 786 mil y 778 mil puntos mal asignados en cada caso. Otros errores incluyen la clasificación errónea entre Mineral-Vigas, Mineral-Domo y Domo-Outside, aunque en menor proporción.

Tabla 21

Top 5 errores en febrero 2024

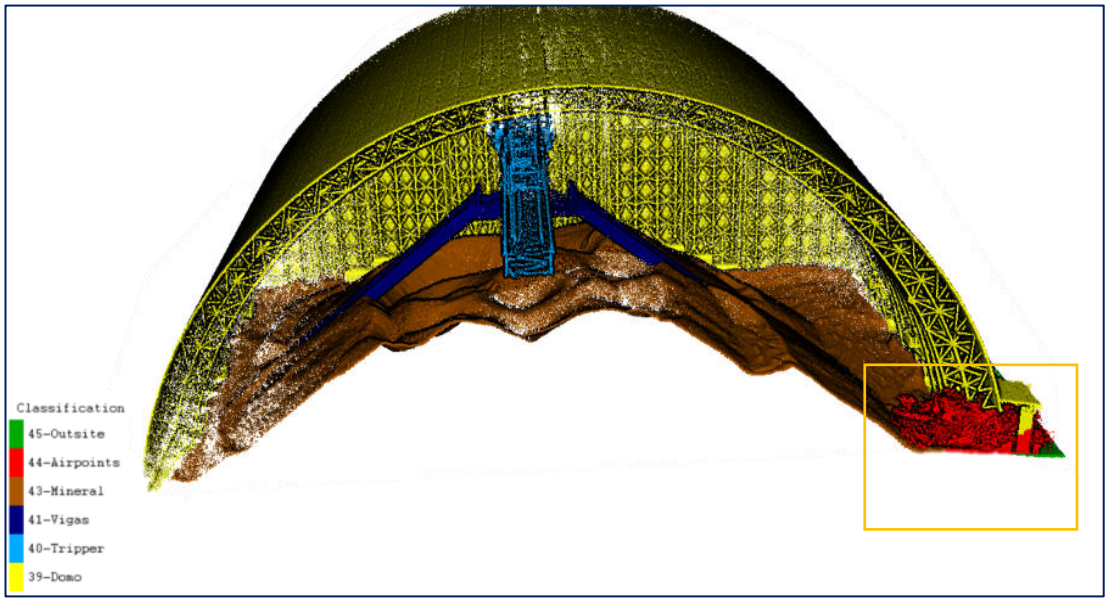
GT_ID	GT_Class	PRED_ID	PRED_Class	Error	Count_points
39	Domo	44	Airpoints	Domo-Airpoints	786,836
43	Mineral	44	Airpoints	Mineral-Airpoints	778,150
43	Mineral	41	Vigas	Mineral-Vigas	164,706
43	Mineral	39	Domo	Mineral-Domo	159,760
39	Domo	45	Outsite	Domo-Outsite	109,712

Nota: Elaboración propia

La Figura 47 muestra una representación tridimensional del domo con las clasificaciones realizadas por el modelo, donde se destaca con recuadro amarillo las zonas con mayor incidencia de errores. Específicamente, se puede observar que, en la puerta de ingreso del domo, varios puntos que son de la clase Domo se interpretaron como airpoints (en rojo), y en la base de esa misma zona la clase mineral fue confundida con airpoints.

Figura 47

Sección transversal del levantamiento de febrero 2024

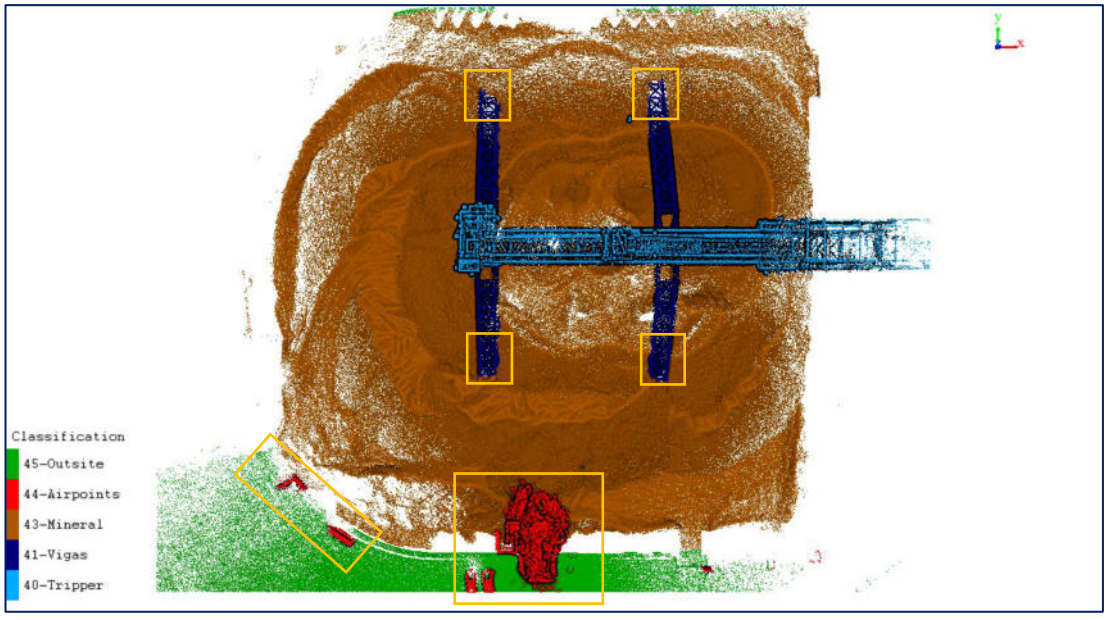


Nota: Elaboración propia

La Figura 48 muestra otras zonas de confusión de una vista planta. Se puede identificar que la zona de intersección o contacto entre la viga y el mineral genera también confusión en el modelo.

Figura 48

Vista planta del levantamiento de febrero 2024



Nota: Elaboración propia

b) Top 5 de errores en marzo 2024

En la Tabla 22 se identifican nuevamente confusiones predominantes entre clases que presentan una proximidad espacial. El error más significativo corresponde a la confusión entre las clases Mineral–Airpoints, con aproximadamente 1.48 millones de puntos mal clasificados, seguido por Domo–Airpoints, con más de 464 mil puntos.

Tabla 22

Top 5 errores en marzo 2024

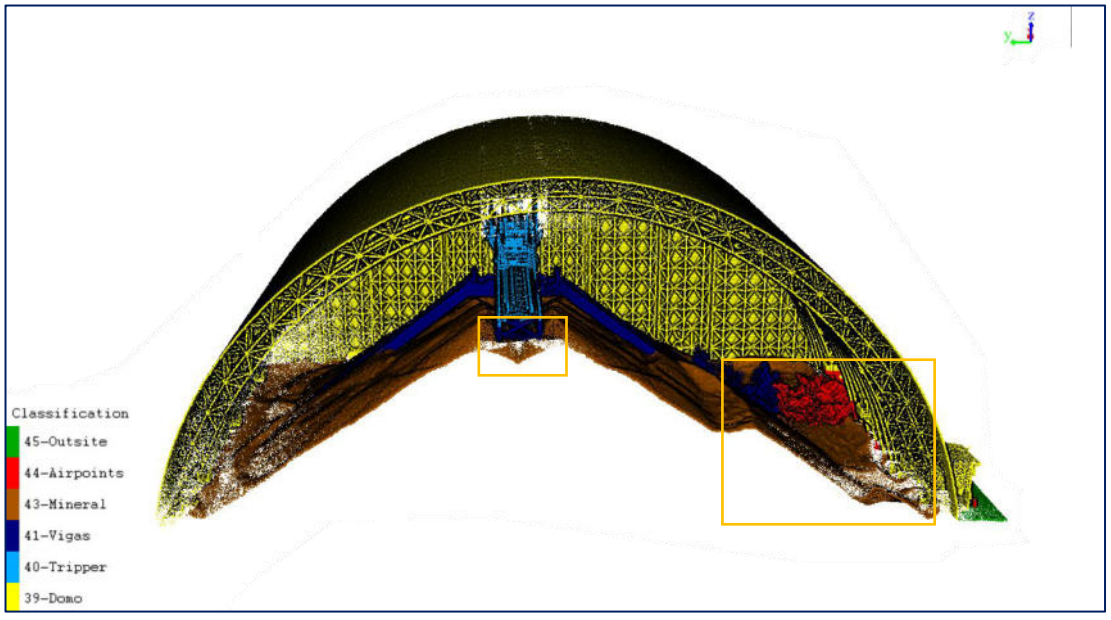
GT_ID	GT_Class	PRED_ID	PRED_Class	Error	Count_points
43	Mineral	44	Airpoints	Mineral-Airpoints	1,480,963
39	Domo	44	Airpoints	Domo-Airpoints	464,512
43	Mineral	41	Vigas	Mineral-Vigas	309,050
44	Airpoints	41	Vigas	Airpoints-Vigas	142,261
40	Tripper	41	Vigas	Tripper-Vigas	127,233

Nota: Elaboración propia

Asimismo, se observan errores relevantes en la clasificación Mineral–Vigas, Airpoints–Vigas y Tripper–Vigas, los cuales se concentran principalmente en zonas de contacto entre estructuras metálicas y el material mineralizado.

Figura 49

Sección transversal del levantamiento de marzo 2024

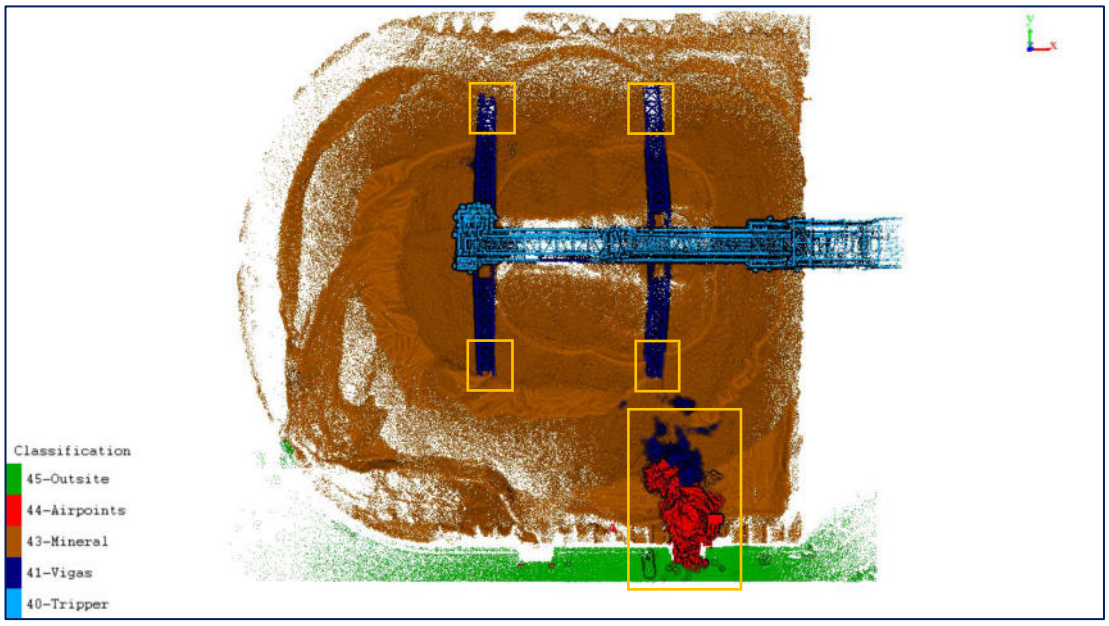


Nota: Elaboración propia

En la Figura 49 se observa que las confusiones Mineral–Airpoints se localizan principalmente en la base de la puerta del domo. Asimismo, la confusión Tripper – Vigas se genera en la parte superior del Tripper, debido a la intersección de ambas estructuras.

Figura 50

Vista planta del levantamiento de marzo 2024



Nota: Elaboración propia

De la misma manera en la Figura 50 se puede identificar que la clase Airpoints no solo se confundió con el mineral o el domo como en el mes anterior, sino que visualmente resalta la confusión con la clase vigas.

c) Top 5 de errores en abril 2024

En la Tabla 23 se observa que el mayor error se produjo al confundir la clase Mineral con Airpoints, con más de 1.8 millones de puntos incorrectamente asignados. Le sigue el error entre las clases Domo y Airpoints, con más de 1 millón de puntos mal clasificados, evidenciando que el modelo aún tiene dificultades en diferenciar las estructuras en zonas de contacto cercanas a la puerta del domo. Otros errores relevantes incluyen la confusión entre Mineral–Outside, Mineral–Vigas y Domo–Outside, todos con más de 130 mil puntos erróneamente clasificados.

Tabla 23

Top 5 errores en abril 2024

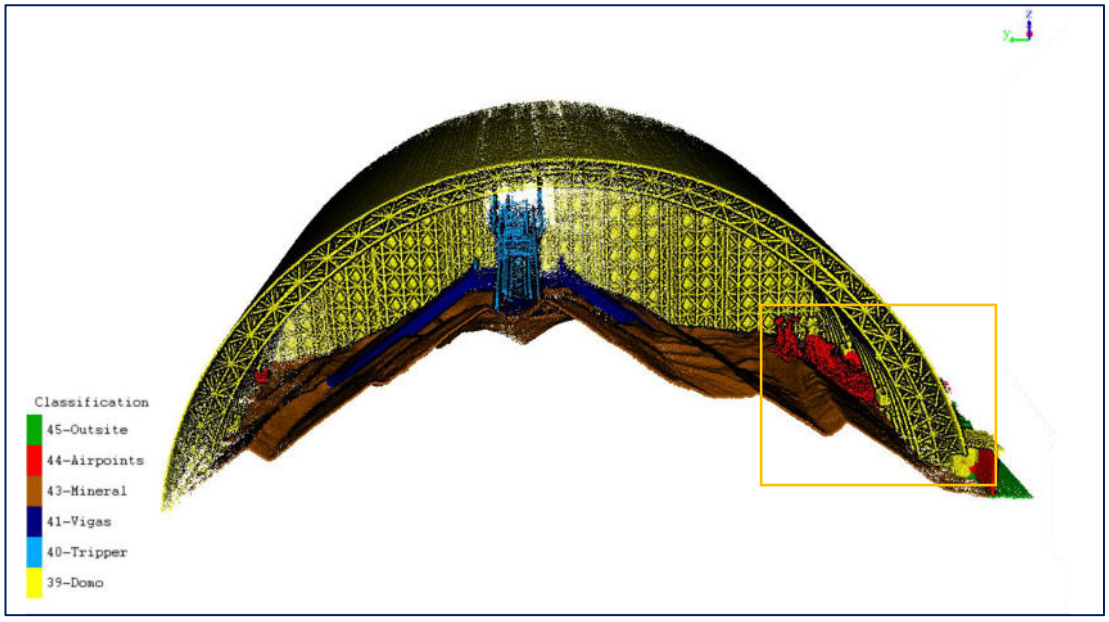
GT_ID	GT_Class	PRED_ID	PRED_Class	Error	Count_points
43	Mineral	44	Airpoints	Mineral-Airpoints	1,802,427
39	Domo	44	Airpoints	Domo-Airpoints	1,066,021
43	Mineral	45	Outsite	Mineral-Outsite	319,873
43	Mineral	41	Vigas	Mineral-Vigas	231,441
39	Domo	45	Outsite	Domo-Outsite	139,298

Nota: Elaboración propia

En la Figura 51 se destaca nuevamente la confusión entre Mineral y Airpoints en la base de la puerta del domo, similar a meses anteriores. Además, se nota que el área clasificada erróneamente como Outside, corresponde a la zona donde mineral toca el límite la puerta y el exterior del domo.

Figura 51

Sección transversal del levantamiento de abril 2024

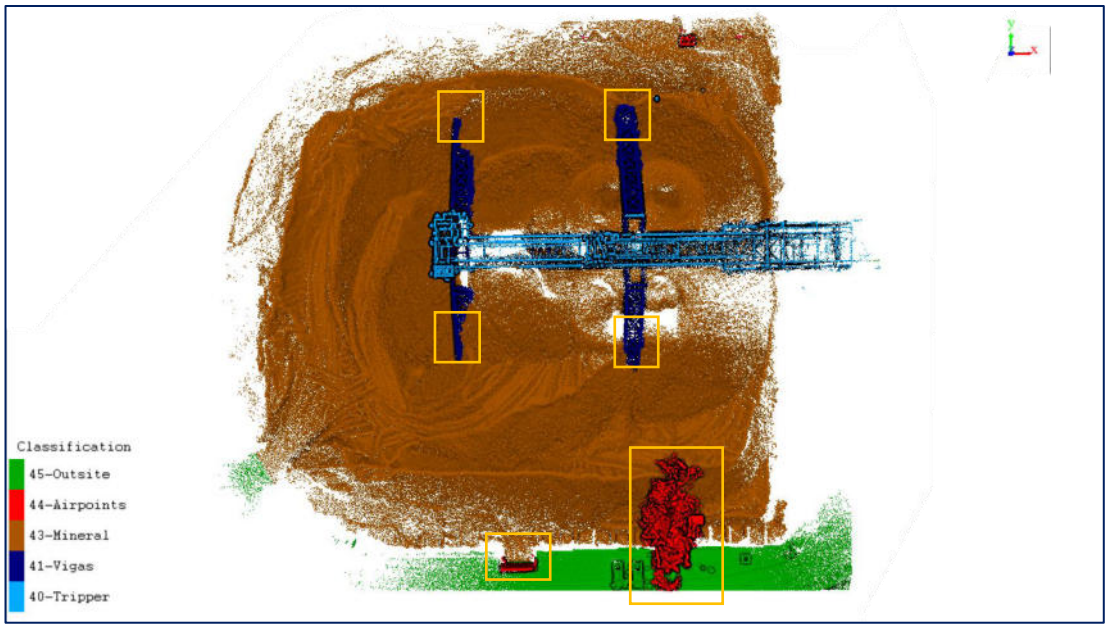


Nota: Elaboración propia

Por otro lado, la Figura 52 refuerza la observación de que los errores están concentrados en áreas periféricas y de intersección entre clases.

Figura 52

Vista planta del levantamiento de abril 2024



Nota: Elaboración propia

4.3.4. Métricas de desempeño

En este apartado se presentan los resultados de las métricas de desempeño de precisión, recall y f1-score, los cuales permitieron evaluar el rendimiento del modelo al clasificar correctamente los puntos pertenecientes a las seis clases.

En el mes de febrero (Ver Tabla 24), se observa que las clases con mayor desempeño fueron Tripper y Domo, alcanzando un f1-score de 99.63% y 98.30% respectivamente. Por otro lado, la clase Airpoints reflejó una baja precisión (36.6%) y un f1-score reducido (53.7%), lo que sugiere una mayor tasa de falsos positivos al clasificar puntos de otras clases como si fueran Airpoints. A pesar de esto, la precisión global del modelo fue 96.66%, y el promedio ponderado del f1-score alcanzó 97.21%, indicando un rendimiento robusto.

Tabla 24

Métricas de desempeño de febrero 2024

	precision	recall	f1-score	support
Domo	99.49	97.13	98.30	32,778,998
Tripper	99.88	99.37	99.63	1,548,435
Vigas	91.08	99.06	94.90	1,779,696
Mineral	99.74	95.54	97.59	26,185,217
Airpoints	36.69	99.25	53.57	947,030
Outsite	93.75	97.87	95.77	2,703,413
accuracy	96.66	96.66	96.66	
macro avg	86.77	98.04	89.96	65,942,789
weighted avg	98.24	96.66	97.21	65,942,789

Nota: Elaboración propia

Durante marzo (Ver Tabla 25), el modelo mantuvo un comportamiento similar, con un rendimiento destacado en las clases Domo, Outsite y Mineral. La clase Domo alcanzó un f1score del 98.95%, mientras que Airpoints continuó siendo la clase con menor desempeño, con un f1-score de 43.7%. La precisión general fue de 96.07% y el promedio ponderado del f1-score fue 96.78%. Es importante resaltar que, aunque el rendimiento promedio disminuyó levemente con respecto al mes anterior, el modelo sigue mostrando un comportamiento consistente y confiable para la mayoría de las clases.

Tabla 25

Métricas de desempeño de marzo 2024

	precision	recall	f1-score	support
Domo	99.72	98.19	98.95	32,880,851
Tripper	99.97	93.61	96.69	2,017,747
Vigas	80.30	99.26	88.78	2,375,532
Mineral	99.51	94.26	96.82	32,982,807
Airpoints	29.55	83.73	43.69	1,008,666
Outsite	98.08	96.09	97.08	1,837,177
accuracy	96.07	96.07	96.07	
macro avg	84.52	94.19	87.00	73,102,780
weighted avg	97.99	96.07	96.78	73,102,780

Nota: Elaboración propia

Finalmente, en abril (Ver Tabla 26), los resultados indican que el modelo conservó un alto nivel de desempeño general, con una precisión de 95.19% y un promedio ponderado del f1-score de 96.19%. Las clases Domo y Mineral mantuvieron métricas sobresalientes, con valores de f1-score por encima del 95%. Sin embargo, se vuelve a evidenciar un bajo desempeño en la clase Airpoints, con una precisión de sólo

27.1%, reflejando que aún persiste una alta confusión con otras clases, posiblemente debido a la proximidad espacial y similitud de atributos con clases como Mineral.

Tabla 26

Métricas de desempeño de abril 2024

	precision	recall	f1-score	support
Domo	99.88	96.94	98.39	41,539,345
Tripper	98.15	92.56	95.27	1,141,364
Vigas	79.25	96.92	87.20	1,216,895
Mineral	99.67	92.17	95.78	30,426,412
Airpoints	27.15	97.63	42.48	1,110,212
Outsite	90.52	99.10	94.62	4,463,223
accuracy	95.19	95.19	95.19	
macro avg	82.44	95.89	85.62	79,897,451
weighted avg	97.93	95.19	96.19	79,897,451

Nota: Elaboración propia

4.3.5. Análisis de desempeño de ML para clase Mineral

La Tabla 27 presenta la evolución mensual de las métricas de rendimiento del modelo de clasificación para los meses de febrero, marzo y abril de 2024, con énfasis en la clase Mineral, dado su rol central en el proceso de cubicación. Se observa que la precisión específica para la clase Mineral se mantiene alta y estable (superior a 99.5).

En contraste, la métrica recall para la clase Mineral, que representa la capacidad del modelo para identificar correctamente todos los puntos reales de dicha clase, evidencia una tendencia descendente más marcada, pasando de 95.54% en febrero a 92.17% en abril.

No obstante, la métrica adecuada para evaluar el desempeño del modelo en la clase Mineral es el F1-score, el cual muestra una tendencia descendente pero superior a 95.5%, por lo cual el modelo se considera eficiente.

Tabla 27

Métricas de desempeño de la clase Mineral

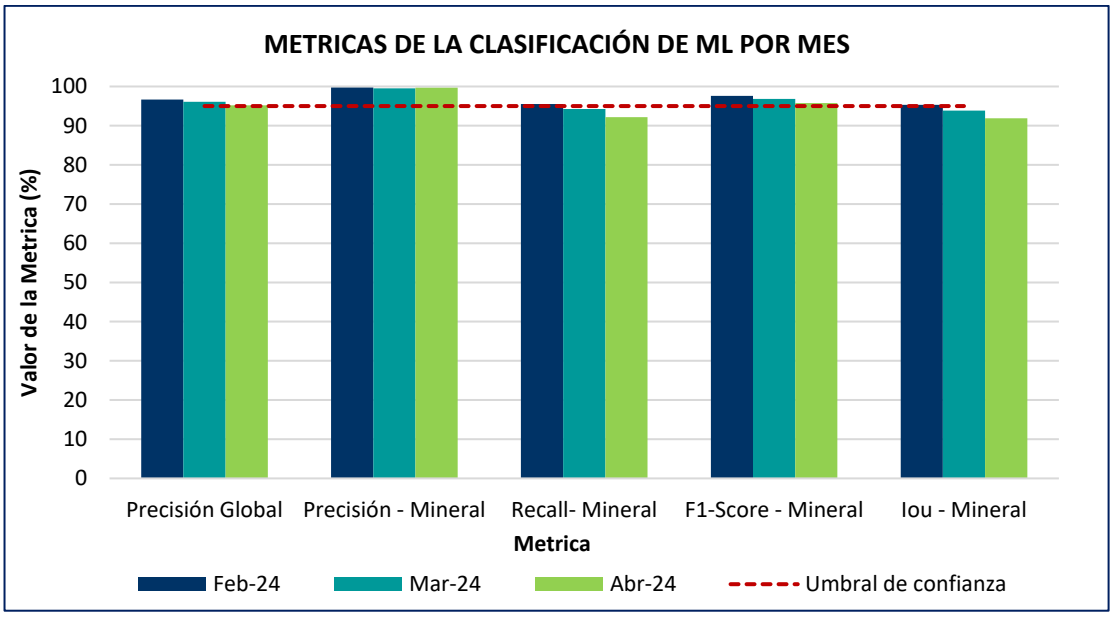
Metrica	Feb-24	Mar-24	Abr-24
Precisión Global	96.66	96.07	95.19
Precisión - Mineral	99.74	99.51	99.67
Recall- Mineral	95.54	94.26	92.17
F1-score - Mineral	97.59	96.82	95.78

Nota: Elaboración propia

La Figura 53 muestra un gráfico de barras comparativo de las métricas por mes. Se aprecia claramente la poca variación y el alto desempeño del modelo, ya que todas las métricas tienen valores superiores a 90%. La métrica más baja corresponde al recall y tal cual se identificó en apartados anteriores, se debe principalmente a la confusión entre la clase Mineral y Airpoints en la zona de ingreso al domo.

Figura 53

Gráfico de barras de las métricas de desempeño de la clase Mineral



Nota: Elaboración propia

4.3.6. Análisis de F1-score para clase Mineral

La Tabla 28 muestra la evolución mensual del número de puntos de la clase Airpoints y el correspondiente F1-score obtenido por el modelo para la clase Mineral. Se observa una tendencia decreciente del F1-score, pasando de 0.976 en febrero a 0.958 en abril, en paralelo a un incremento progresivo en la cantidad de puntos de Airpoints, que aumentaron de 947,030 a 1,110,212 en el mismo período.

Tabla 28

Número de Airpoints y F1-score por mes

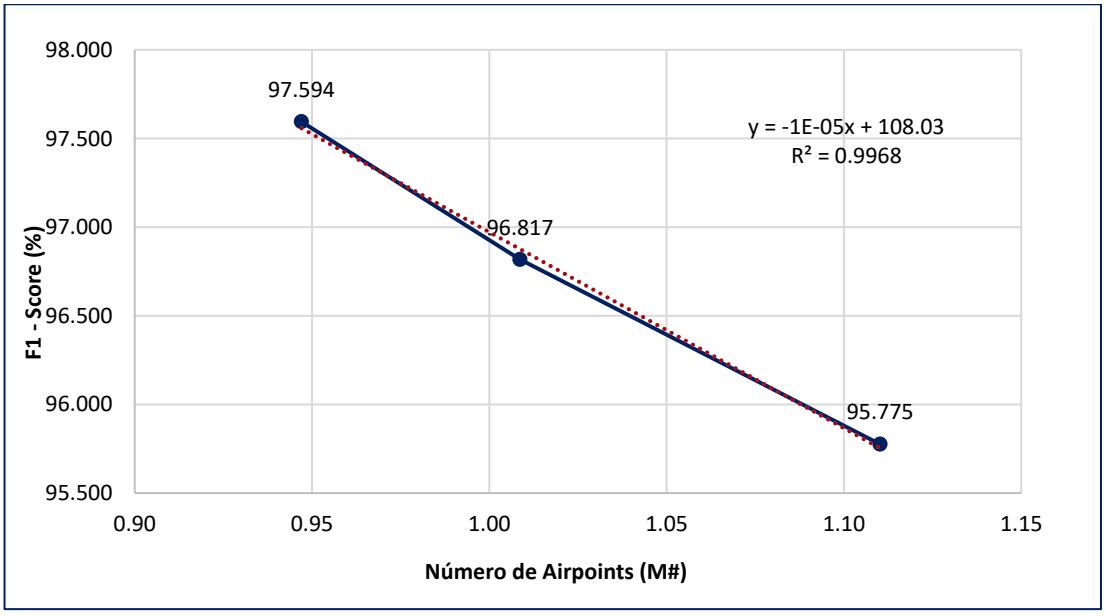
Metrica	Feb-24	Mar-24	Abr-24
Airpoints	947,030	1,008,666	1,110,212
F1 score - Mineral	0.976	0.968	0.958

Nota: Elaboración propia

Esta relación inversa es representada gráficamente en la **Figura *54***, donde se presenta un ajuste lineal con un coeficiente de correlación de Pearson de R=-99.84% y coeficiente de determinación R^2 = 99.68% que indica una alta correlación entre el aumento en la cantidad de puntos Airpoints y la disminución del F1-score de la clase Mineral. A partir de esta evidencia, se puede afirmar que la caída del rendimiento del modelo en la clase Mineral está directamente relacionada con el incremento de puntos de Airpoints, clase que ya fue identificada previamente como la más propensa a ser confundida con Mineral debido a su proximidad espacial y características geométricas similares.

Figura 54

Gráfico del número de Airpoints vs F1-score de la clase Mineral



Nota: Elaboración propia

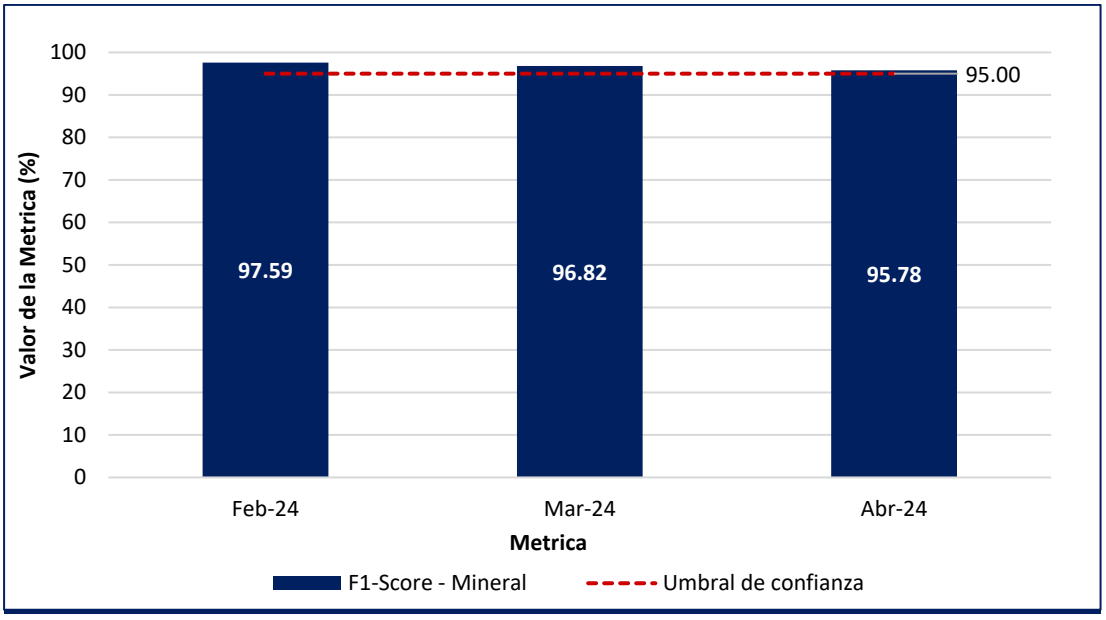
4.3.6.1. Prueba de hipótesis HE.04

Con el propósito de evaluar la hipótesis específica relacionada con el F1-score de la clase mineral del modelo de Machine Learning, se realizó un análisis descriptivo que muestra que el modelo presenta valores son superiores al de 95% en todos los casos analizados.

En ese sentido, se verifica el cumplimiento de la hipótesis planteada, dado que el modelo de Machine Learning supera el umbral mínimo de desempeño establecido, evidenciando un alto nivel de exactitud en la clasificación de la nube de puntos de la clase mineral generada mediante tecnología LiDAR (Ver Figura 55).

Figura 55

F1-score de clase Mineral



Nota: Elaboración propia

4.4. Discusión

4.4.1. Optimización del tiempo de levantamiento

Los resultados evidenciaron una reducción del 20% en el tiempo de levantamiento mediante la implementación de tecnología LiDAR en comparación con el método tradicional. Aunque la prueba estadística no mostró significancia ($p > 0.05$), esto se atribuye al tamaño reducido de la muestra.

Este resultado es consistente con lo reportado por Vásquez (2022) y López (2023), quienes evidenciaron reducciones superiores al 25–30% en levantamientos con drones LiDAR. La diferencia en la magnitud de reducción puede explicarse por las condiciones específicas del levantamiento, como la geometría del domo y la accesibilidad del área. En ambos casos, la mejora se atribuye a la eliminación de procesos manuales y la automatización de la captura de datos.

4.4.2. Optimización del tiempo de procesamiento

Se evidenció una reducción del 75% en el tiempo de procesamiento mediante el uso de Machine Learning, lo cual representa una mejora considerable frente al método manual. Aunque no se obtuvo significancia estadística, la magnitud de la reducción y su consistencia respaldan el cumplimiento de la hipótesis.

Resultados similares son reportados por Battulwar et al., quienes también evidenciaron reducciones considerables en tiempos de procesamiento mediante automatización. Asimismo, Atik et al. y Mahlberg et al. destacan que la reducción de tiempo se debe principalmente a la automatización de la clasificación y filtrado de puntos, reduciendo la intervención manual.

4.4.3. Reducción de exposición al riesgo operacional

En relación con la seguridad operativa, los resultados evidenciaron que la implementación de tecnología LiDAR permitió reducir o eliminar el 40% de los riesgos identificados, principalmente aquellos asociados al trabajo en altura. A diferencia de las variables de tiempo, en este caso la prueba exacta de Fisher evidenció significancia

estadística (p = 0.043), confirmando la relación entre el método de tecnología LiDAR y la reducción del riesgo.

Estos resultados son consistentes con estudios como Nina (2022) y Bustamante (2022), que destacan el uso de drones como una herramienta efectiva para disminuir la exposición del personal en entornos de alto riesgo. Asimismo, señalan que la operación remota de drones reduce la necesidad de ingreso a zonas confinadas y minimiza riesgos asociados a caídas y atrapamientos, posicionando esta tecnología como una medida de control efectiva dentro de la gestión de seguridad operacional.

4.4.4. Desempeño del modelo de Machine Learning

El modelo de Machine Learning presentó valores de F1-score superiores al 95% en todos los periodos evaluados, lo que confirma el cumplimiento de la hipótesis.

Estos resultados coinciden con lo reportado por Atik et al. (2021) y Benites et al. (2022), quienes evidenciaron precisiones entre 90% y 95% en modelos de clasificación de nubes de puntos. Asimismo, estudios como Hackel et al. y Qi et al. reportan desempeños similares mediante el uso de técnicas de Machine Learning y Deep Learning, destacando la capacidad de estos modelos para manejar grandes volúmenes de datos con alta precisión.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES

- La implementación de tecnología LiDAR y el software de Machine Learning, permitió optimizar el proceso de cubicación de la pila de intermedios, evidenciando una reducción del tiempo total de cubicación de 32%, una mejora en la seguridad operativa del 40% y una precisión del modelo de Machine Learning superior al 95%.
- La tecnología LiDAR redujo el tiempo de levantamiento total en un 20%, debido a la automatización del proceso y la eliminación de actividades manuales en campo. No obstante, se identificó un incremento en el tiempo de georreferenciación, asociado a la mayor densidad de la nube de puntos, lo que representa una oportunidad de mejora.
- El uso de Machine Learning optimizó el tiempo de procesamiento de la nube de puntos, logrando reducciones de hasta 75%, al automatizar la clasificación y reducir los errores humanos asociados a la clasificación manual.
- El análisis IPERC evidenció que la implementación de la tecnología LiDAR redujo la exposición al riesgo operacional, eliminando el 37% de los riesgos asociados al trabajo en altura y reduciendo en un 13% del riesgo asociado a la instalación del equipo.
- El modelo de Machine Learning presenta un alto nivel de desempeño, con un F1-score superior al 95% para la clase mineral, lo que garantiza una clasificación precisa, consistente y confiable para su aplicación en procesos de cubicación.

CAPÍTULO VII

RECOMENDACIONES

- Dado que la actividad de georreferenciación representa uno de los tiempos operativos más prolongados dentro del proceso de cubicación, se recomienda implementar un sistema de posicionamiento RTK (Real-Time Kinematic) utilizando waypoints previamente definidos. Al tratarse de un domo con geometría estática, es factible programar rutas de vuelo automatizadas y repetibles, lo que reduciría la variabilidad en la trayectoria y disminuiría significativamente la generación de airpoints. Esta medida impactará positivamente en el tiempo y mejorará la precisión del levantamiento.
- Se recomienda entrenar modelos de Machine Learning diferenciados en función de la puerta de ingreso (Puerta 1 y Puerta 2) al domo, incorporando además una altura umbral desde la cual se clasifiquen los puntos como airpoints. Esta estrategia reducirá los falsos positivos, considerando las diferencias estructurales entre accesos, y mejorará la precisión de la clasificación.
- Se recomienda aplicar la metodología desarrollada en esta investigación a otras áreas donde se requiere alta precisión topográfica, tales como frentes de minado, stocks de mina o zonas de voladura. Los drones equipados con sensores LiDAR tienen la capacidad de realizar vuelos rápidos y seguros, lo cual permitiría capturar datos de estas áreas en intervalos de tiempo muy reducidos, incluso en condiciones operativas activas.
- Se recomienda realizar una actualización del estudio, ampliando el tamaño de la muestra, a fin de mejorar la potencia estadística del análisis y evaluar con mayor rigurosidad la eficacia de la implementación de tecnología LiDAR y Machine Learning, permitiendo la validación de los resultados mediante pruebas inferenciales con un mayor nivel de confianza.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Arrascue, C. (2021). *Viabilidad del uso de drones en la detección de fallas/deterioros en caminos mineros de acarreo de mineral/material* [Tesis de maestría, Pontificia Universidad Católica del Perú]. http://hdl.handle.net/20.500.12404/19843.

Atik, M. E., Duran, Z., & Seker, D. Z. (2021). Machine learning-based supervised classification of point clouds using multiscale geometric features. *ISPRS International Journal of Geo-Information, 10*(3), 187. https://doi.org/10.3390/ijgi10030187.

Barrios, J., & Pachao, G. (2023). Importancia de levantamiento espacial de discontinuidades en zonas inaccesibles. *OneMine.* https://onemine.org/documents/importancia-de-levantamiento-espacial-de-discontinuidades-en-zonas-inaccesibles

Battulwar, R., Emami, E., Naghadehi, M., & Sattarvand, J. (2021). A deep learning approach for automation of joint sets recognition on 3D point clouds of rock mass surfaces APCOM 2021. *OneMine.* https://onemine.org/documents/a-deep-learning-approach-for-automation-of-joint-sets-recognition-on-3d-point-clouds-of-rock-mass-surfaces-apcom-2021

Benites, A., Apaza, A., Céspedes, J., & Ampuero, D. (2022). Identificación de zonas de riesgo eléctrico potencial en redes de media tensión en el Perú empleando algoritmos de visión por computadora y aprendizaje automático en nubes de puntos LiDAR 3D [Tesis de maestría, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. http://hdl.handle.net/10757/682910

Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.

Borja, R., Monleon, A., & Rodellar, J. (2020). Estandarización de métricas de rendimiento para clasificadores de machine learning y deep learning. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, (30), 184–196.

Brodu, N., & Lague, D. (2012). 3D terrestrial lidar data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion: Applications in geomorphology. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *68*, 121-134. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.01.006

Bustamante, D. (2022). Optimización de levantamientos topográficos aplicado a stocks de mineral mediante uso de fotogrametría con dron Phantom 4 en una mina superficial de hierro en la costa sur del Perú [Tesis de pregrado, Universidad Católica de Santa María]. https://repositorio.ucsm.edu.pe/handle/20.500.12920/11978

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.

De la Cruz, W. (2019). Análisis e implementación de levantamiento topográfico por método lidar para proyectos viales, modelamiento de superficie y validación de cálculos con precise point positioning (PPP) [Tesis de pregrado, Universidad Nacional Federico Villarreal] https://hdl.handle.net/20.500.13084/4031

Dzimunya, N., Besa, B., & Nyirenda, R. (2023). Prediction of ground vibrations induced by bench blasting using the random forest algorithm. *OneMine*. https://www.onemine.org/documents/prediction-of-ground-vibrations-induced-by-bench-blasting-using-the-random-forest-algorithm

Fahle, L., Holley, E., Walton, G., Petruska, A., & Brune, J. (2023). Analysis of SLAM-based LiDAR data quality metrics for geotechnical underground monitoring. *OneMine*. https://onemine.org/documents/analysis-of-slam-based-lidar-data-quality-metrics-for-geotechnical-underground-monitoring-mining-metallurgy-exploration-

Gálvez, A., & Yalli, M. (2024). Evaluación de eficiencia entre clasificación automática por segmentación semántica y clasificación manual de nube de puntos fotogramétricos de un levantamiento topográfico [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Huancavelica]. https://repositorio.unh.edu.pe/items/b14e805b-029a-4cdf-8090-95ef70046cb2

Wolf, P., & Ghilani, C. (2016). *Topografía* (14.ª ed.). Alfaomega.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Gudekar, A., Darshana, K., & Curiac, J. (2023). Autonomous drones and advanced geophysical surveys: Transforming the mining industry. *ResearchGate.* https://www.researchgate.net/publication/375609645

Held, M., & Lindo, A. (2024). Quantifying NOx fume events in blasting using drones: Improving environmental performance and public perception. *OneMine.* https://onemine.org/documents/quantifying-nox-fume-events-in-blasting-using-drones-improving-environmental-performance-and-public-perception

Henrich, J., Van Delden, J., Seidel, D., Kneib, T., & Ecker, A. (2024). TreeLearn: A deep learning method for segmenting individual trees from ground-based LiDAR forest point clouds. *Ecological Informatics,* 102888. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102888

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

Huanca, J. (2022). Aplicación de la técnica GNSS-RTK y la fotogrametría con drones para la caracterización y monitoreo del deslizamiento de tierra activo de Pie de la Cuesta en el valle de Vítor, Arequipa [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa]. http://hdl.handle.net/20.500.12773/15095

López, H. (2023). *Cálculo de volúmenes de acopios mediante láser escáner 3D en una concretera* [Informe de suficiencia profesional, Universidad Nacional Federico Villarreal]. https://repositorio.unfv.edu.pe/handle/20.500.13084/7666

Madrid Carrasco, A. (2015). Determinación de granulometría y estrategia de extracción de material minero para LHD minero por medio de mediciones laser. [Tesis de pregrado, Universidad de Chile] https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/133398

Mahlberg, J. A., Manish, R., Koshan, Y., Joseph, M., Liu, J., Wells, T., McGuffey, J., Habib, A., & Bullock, D. M. (2022). Salt stockpile inventory management using LIDAR volumetric measurements. *Remote Sensing,* 14(19), 4802. https://doi.org/10.3390/rs14194802

Ministerio de Energía y Minas. (2024). *Reglamento de seguridad y salud ocupacional en minería.* https://www.gob.pe/minem

Muñoz, C. (2011). Cómo elaborar y asesorar una investigación de tesis (2.ª ed.). Pearson.

Nalvarte, G., & Mamani, M. (2021). Análisis espacio temporal del uso del suelo en concesiones de castaña mediante la aplicación de imagenes del satélite Landsat en la microcuenca Manuripe - Madre de Dios, periodos 2004 – 2020 [Tesis de pregrado, Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios] http://hdl.handle.net/20.500.14070/780

Nina, E. (2022). *Control de diseño en tajo con dron Phantom IV Pro para mejorar la seguridad en los levantamientos topográficos* [Trabajo de investigación, Universidad Nacional de Moquegua]. https://hdl.handle.net/20.500.14655/379

Ocsa, M., & Barreda, R. (2022). *Aplicación de drone para elaborar modelos digitales en frente de minado, Unidad Minera Las Bambas 2021* [Tesis de pregrado, Universidad Continental]. https://repositorio.continental.edu.pe/handle/20.500.12394/12090

Raval, S., Banerjee, B., Shen, X., Masoumi, H., & Tannant, D. (2018). Evaluation of a UAV-LiDAR system for mapping geological structures in an open pit highwall. *OneMine.* https://www.onemine.org/documents/evaluation-of-a-uav-lidar-system-for-mapping-geological-structures-in-an-open-pit-highwall

Rincón, M., Vargas, W. & Gonzáles, C. (2017). *Topografía: Conceptos y Aplicaciones.* ECOE Ediciones.

Ríos, A., Velazco, D. & Palacio, R. (2022). Reconstrucción estratigráfica del depósito Antamina usando geoquímica, Machine Learning, drones y modelamiento implícito. *OneMine.* https://www.onemine.org/documents/reconstrucci-n-estratigr-fica-del-dep-sito-antamina-usando-geoqu-mica-machine-learning-drones-y-modelamiento-impl-cito

Romero, J., & Pajuelo, F. (2023). Optimización de análisis granulométrico de stockpiles mediante equipos no tripulados UAV en minería. *OneMine.* https://www.onemine.org/documents/optimizaci-n-de-an-lisis-granulom-trico-de-stockpiles-mediante-equipos-no-tripulados-uav-en-miner-a

Rosado, E. (2014). Introducción a la fotogrametría y cartografía aplicadas a la ingeniería. Universidad de Extremadura.

Russell, S., & Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern approach* (3rd ed.). Pearson.

Salas, J. (2022). *Análisis comparativo sobre levantamientos topográficos mediante drones respecto a levantamientos topográficos convencionales* [Trabajo de pregrado, Universidad Cooperativa de Colombia]. https://hdl.handle.net/20.500.12494/48341

Saldarriaga, V. (2023). *Modelamiento geológico – geotécnico con el uso de drones y software del yacimiento estratificado, de la Cantera Ludmirca*. [Tesis de posgrado, Universidad Nacional de San Agustín] https://hdl.handle.net/20.500.12773/16634

Saputra, H., Sanistya, R., Rozaq, F., Sitorus, R., Lubis, N. & Agrawal, A. (2025) Advance Blasting using Drone Mapping and AI for Comprehensive Blast Performance Analysis. *OneMine.* https://onemine.org/documents/advance-blasting-using-drone-mapping-and-ai-for-comprehensive-blast-performance-analysis

Shan, J., & Toth, C. K. (Eds.). (2017). Topographic laser ranging and scanning: Principles and processing (2nd ed.). CRC Press.

Soni, A., Monsalve, J., Bishop, R., Ripepi, N. & Baggett (2022). Estimating the strength of pillars with karst voids in a room-and-pillar limestone mine. *OneMine.* https://www.onemine.org/documents/estimating-the-strength-of-pillars-with-karst-voids-in-a-room-and-pillar-limestone-mine

Vásquez, L. (2022). Implementación de drones para la automatización de los recursos topográficos en la planificación de minado en Mina Justa, 2020 [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Trujillo]. https://hdl.handle.net/11537/33585

Villanueva Ortiz, E. (2019). Caracterización automática de la geometría de discontinuidades en macizos rocosos mediante algoritmo difuso aplicado a datos LiDAR y Structure from Motion [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa]. http://repositorio.unsa.edu.pe/handle/UNSA/9381

Zheng, T., Qihua, Z., Su, R., & Hu, J. (2022). A framework for detecting and extracting discontinuities based on machine learning. *Mining Metallurgy & Exploration*, *39*(6), 2415-2430. https://doi.org/10.1007/s42461-022-00695-w

Zubizarreta, N. (2018). LiDAR: Introducción a la tecnología. *Revista Mapping, 27*(192), 56-63.

ANEXOS

8.1. Anexo 1

Registro de tiempo de cubicación con Lev. Tradicional + Proc. I-site – prom2023

Item	Actividad	Fecha	Hora de Inicio	Hora de Fin	Duración
1	Salida de mina hacia concentradora	1/06/2023	06:15	06:29	00:14
2	Bloqueo y traslado a la Pila de Intermedios	1/06/2023	06:29	07:19	00:50
3	Preparación del escáner	1/06/2023			00:36
	Estación 1	1/06/2023	07:19	07:29	00:10
	Estación 2	1/06/2023	07:36	07:45	00:09
	Estación 3	1/06/2023	07:51	07:59	00:08
	Estación 4	1/06/2023	08:06	08:15	00:09
4	Levantamiento de la Pila de Intermedios	1/06/2023			00:28
	Estación 1	1/06/2023	07:29	07:36	00:07
	Estación 2	1/06/2023	07:45	07:51	00:06
	Estación 3	1/06/2023	07:59	08:06	00:07
	Estación 4	1/06/2023	08:15	08:23	00:08
5	Desbloqueo y traslado a mina	1/06/2023	08:23	08:55	00:32
6	Transferencia de datos a la computadora	1/06/2023	08:55	09:05	00:10
7	Georeferenciación de la nube de puntos	1/06/2023	09:05	09:25	00:20
8	Procesamiento de la nube de puntos	1/06/2023	09:25	10:00	00:35
9	Cubicación en programa Mineplan	1/06/2023	10:00	10:25	00:25
10	Reporte de Cubicación	1/06/2023	10:25	10:35	00:10
Total					04:20

8.2. Anexo 2

Registro de tiempo de cubicación con Lev. Tec. LiDAR + Proc. Manual – feb2024

Item	Actividad	Fecha	Hora de Inicio	Hora de Fin	Duración
1	Salida de mina hacia concentradora	1/02/2024	10:55	11:10	00:15
2	Bloqueo y traslado a la Pila de Intermedios	1/02/2024	11:10	11:55	00:45
3	Preparación del drone	1/02/2024	11:55	12:10	00:15
4	Levantamiento de la Pila de Intermedios	1/02/2024	12:10	12:26	00:16
5	Desbloqueo y traslado a mina	1/02/2024	12:26	12:44	00:18
6	Transferencia de datos a la computadora	1/02/2024	12:44	12:54	00:10
7	Georeferenciación de la nube de puntos	1/02/2024	12:54	13:28	00:34
8	Procesamiento de la nube de puntos	1/02/2024	13:28	13:49	01:05
9	Cubicación en programa Mineplan	1/02/2024	13:49	14:01	00:12
10	Reporte de Cubicación	1/02/2024	14:01	14:11	00:10
Total					04:00

8.3. Anexo 3

Registro de tiempo de cubicación con Lev. Tec. LiDAR + Proc. ML – feb2024

Item	Actividad	Fecha	Hora de Inicio	Hora de Fin	Duración
1	Salida de mina hacia concentradora	1/02/2024	10:55	11:10	00:15
2	Bloqueo y traslado a la Pila de Intermedios	1/02/2024	11:10	11:55	00:45
3	Preparación del drone	1/02/2024	11:55	12:10	00:15
4	Levantamiento de la Pila de Intermedios	1/02/2024	12:10	12:26	00:16
5	Desbloqueo y traslado a mina	1/02/2024	12:26	12:44	00:18
6	Transferencia de datos a la computadora	1/02/2024	12:44	12:54	00:10
7	Georeferenciación de la nube de puntos	1/02/2024	12:54	13:28	00:34
8	Procesamiento de la nube de puntos	1/02/2024	13:28	13:49	00:21
9	Cubicación en programa Mineplan	1/02/2024	13:49	14:01	00:12
10	Reporte de Cubicación	1/02/2024	14:01	14:11	00:10
Total					03:16

8.4. Anexo 4

Registro de tiempo de cubicación con Lev. Tec. LiDAR + Proc. Manual – mar2024

Item	Actividad	Fecha	Hora de Inicio	Hora de Fin	Duración
1	Salida de mina hacia concentradora	1/03/2024	08:00	08:11	00:11
2	Bloqueo y traslado a la Pila de Intermedios	1/03/2024	08:11	09:05	00:54
3	Preparación del drone	1/03/2024	09:05	09:15	00:10
4	Levantamiento de la Pila de Intermedios	1/03/2024	09:15	09:29	00:14
5	Desbloqueo y traslado a mina	1/03/2024	09:29	09:44	00:15
6	Transferencia de datos a la computadora	1/03/2024	09:29	09:40	
7	Georeferenciación de la nube de puntos	1/03/2024	09:44	10:20	00:36
8	Procesamiento de la nube de puntos	1/03/2024	10:20	10:33	00:13
9	Cubicación en programa Mineplan	1/03/2024	10:33	10:45	00:12
10	Reporte de Cubicación	1/03/2024	10:45	10:55	00:10
Total					02:55

8.5. Anexo 5

Registro de tiempo de cubicación con Lev. Tec. LiDAR + Proc. Manual – abr2024

Item	Actividad	Fecha	Hora de Inicio	Hora de Fin	Duración
1	Salida de mina hacia concentradora	1/04/2024	08:00	08:15	00:15
2	Bloqueo y traslado a la Pila de Intermedios	1/04/2024	08:15	08:45	00:30
3	Preparación del drone	1/04/2024	08:45	08:50	00:05
4	Levantamiento de la Pila de Intermedios	1/04/2024	08:50	09:02	00:12
5	Desbloqueo y traslado a mina	1/04/2024	09:02	09:15	00:13
6	Transferencia de datos a la computadora	1/04/2024	09:02	09:12	
7	Georeferenciación de la nube de puntos	1/04/2024	09:15	10:18	01:03
8	Procesamiento de la nube de puntos	1/04/2024	10:18	10:32	00:14
9	Cubicación en programa Mineplan	1/04/2024	10:32	10:46	00:14
10	Reporte de Cubicación	1/04/2024	10:46	10:56	00:10
Total					02:56

8.6. Anexo 6

IPERC Continuo del Levantamiento topográfico tradicional con escáner estático

MINA AL SUR DEL PERÚ	REGISTRO IPERC CONTINUO								
Tarea: Levantamiento topográfico con escáner estático									
Lugar de la Tarea: Mina									
		IPERC							
DESCRIPCIÓN DEL PELIGRO	RIESGO	EVALUACIÓN DE IPER			MEDIDAS DE CONTROL A IMPLEMENTAR	EVALUACIÓN DE RIESGO		
		A	M	B		A	M	B
Trabajo en altura	Caídas a distinto nivel		13		Sist. Protección contra caídas, varandas y arnes			17
Uso de escaleras y ascensor	Caídas de distinto nivel y atrapamientos		13		Uso de tres puntos de apoyo y inspección continua del ascensor			17
Trabajo próximo a partes en movimiento	Atrapamientos, golpes en distintas partes del cuerpo		13		Desenergizar los equipos y comunicar el ingreso al área			17
Instalación del equipo topográfico	Golpes, caídas a nivel y desnivel		13		Cumplir con el procedimiento establecido			20
Vehículos en movimiento	Colisión, volcadura, aplastamiento		12		Menejo defensivo			16
Irregularidades en superficie	Caídas a desnivel			18	Precaución al caminar			21
Ruido	Exposición a ruido		9		Uso de tapones de oído			17
Polvo (Material Particulado)	Exposición a polvo		9		Uso de respirador de media cara			17
Radiación Solar	Exposición a radiación solar		9		Uso de bloqueador solar			17
Agentes patógenos	Infecciones por exposición	5			Uso obligatorio de mascarilla		12	
SECUENCIA PARA CONTROLAR EL PELIGRO Y REDUCIR EL RIESGO								
1.- Verificación de los equipos de levantamiento topográfico	6.- Uso de EPP				11.-			
2.- Realizar el checklist e IPERC continuo	7.-				12.-			
3.- Comunicar antes de iniciar el trabajo	8.-				13.-			
4.- Mantenerse alejado de los equipos móviles	9.-				14.-			
5.- Comunicación permanente y efectiva	10.-				15.-			
DATOS DE LOS SUPERVISORES								
HORA	NOMBRE DEL SUPERVISOR	MEDIDA CORRECTIVA (RESULTADO DE LA INSPECCIÓN DIARIA)				FIRMA		

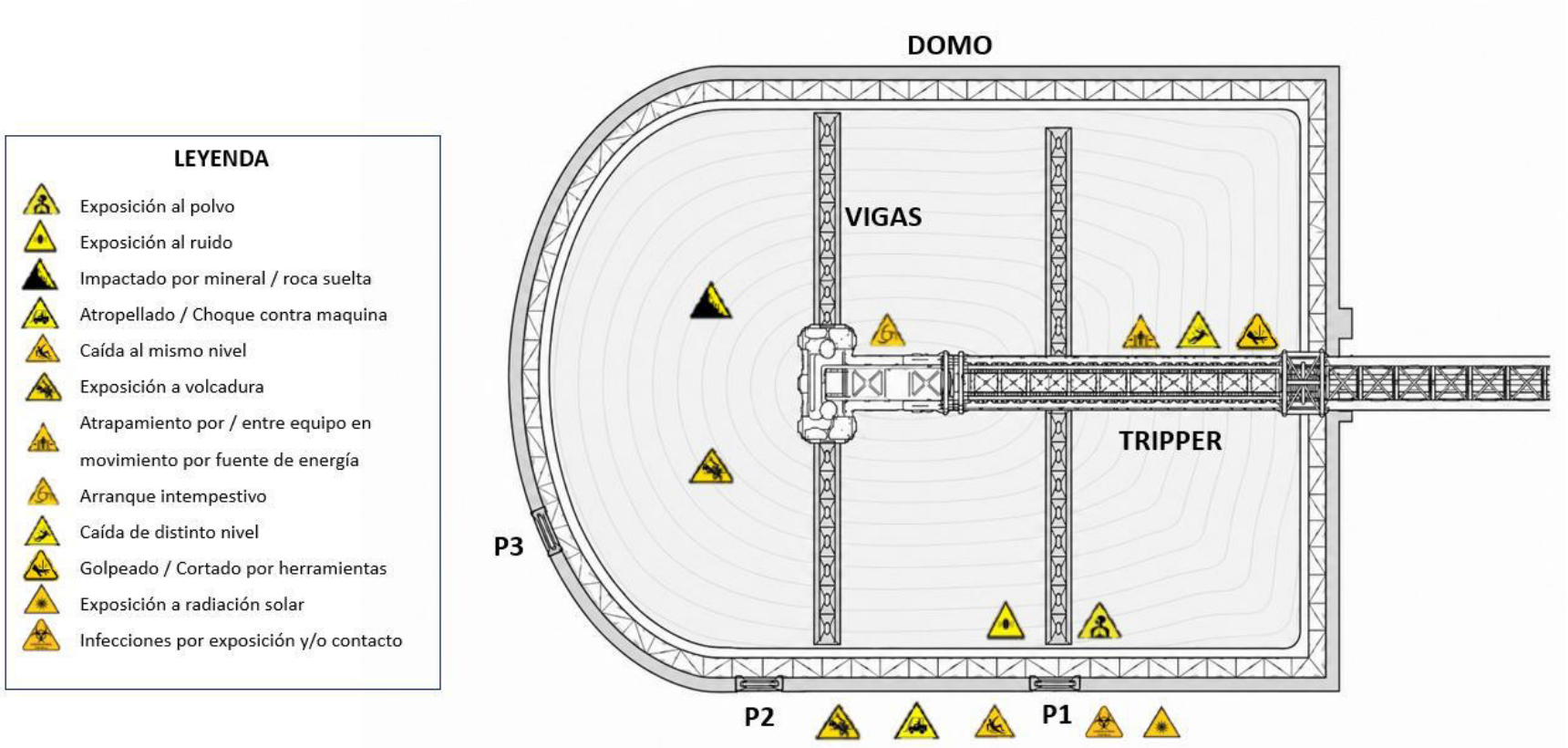
8.7. Anexo 7

IPERC Continuo del Levantamiento topográfico con Tecnología LiDAR (drone y escáner LiDAR)

MINA AL SUR DEL PERÚ		REGISTRO IPERC CONTINUO						
Tarea: Levantamiento topográfico con drone a escáner								
Lugar de la Tarea: Mina								
		IPERC						
DESCRIPCIÓN DEL PELIGRO	RIESGO	EVALUACIÓN DE IPER			MEDIDAS DE CONTROL A IMPLEMENTAR	EVALUACIÓN DE RIESGO		
		A	M	B		A	M	B
Instalación del equipo topográfico	Golpes, caídas a nivel y desnivel			22	Cumplir con el procedimiento establecido			25
Vehículos en movimiento	Colisión, volcadura, aplastamiento		12		Menejo defensivo			16
Irregularidades en superficie	Caídas a desnivel			18	Precaución al caminar			21
Ruido	Exposición a ruido		9		Uso de tapones de oído			17
Polvo	Exposición a polvo		9		Uso de respirador de media cara			17
Radiación Solar	Exposición a radiación solar		9		Uso de bloqueador solar			17
Agentes patógenos	Infecciones por exposición	5			Uso obligatorio de mascarilla		12	
SECUENCIA PARA CONTROLAR EL PELIGRO Y REDUCIR EL R								
1.- Verificación de los equipos de levantamiento topográfico								
2.- Realizar el checklist e IPERC continuo	7.-				12.-			
3.- Comunicar antes de iniciar el trabajo	8.-				13.-			
4.- Mantenerse alejado de los equipos móviles	9.-				14.-			
5.- Comunicación permanente y efectiva	10.-				15.-			
DATOS DE LOS SUPERVISORES								
HORA								

8.8. Anexo 8

Mapa de riesgos del Domo



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	: MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS
DNI/Carnet de Extranjería/Pasaporte N°	: 77699931
Correo electrónico	: mariela.30ramos@gmail.com
Teléfono/Celular	: 920799436

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: OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE CUBICACIÓN DE LA PILA DE INTERMEDIOS CON LA INCORPORACIÓN DE TECNOLOGÍA LIDAR Y SOFTWARE DE MACHINE LEARNING EN MINA DE COBRE EN EL SUR DEL PERÚ
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: 17/07/2026

6. DATOS DEL ASESOR:

a) Nombres y Apellidos : CHRIST JESUS BARRIA PARIA
b) DNI/Pasaporte/Cédula : 44331713
c) ORCID : https://orcid.org/0000-0002-7130-9297

FIRMA : .....

DOCUMENTO DE IDENTIDAD : 77699931
NOMBRES Y APELLIDOS : MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS

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 : 77699931
NOMBRES Y APELLIDOS : MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS
FECHA : 17/07/2026



UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

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

Yo, MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS, bachiller de la Escuela Profesional de: **Ingeniería de Minas**, de la Universidad Nacional de Moquegua, identificado (a) con DNI: Nº **77699931**, autor(a) de la Tesis / Trabajo de suficiencia profesional titulado OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE CUBICACIÓN DE LA PILA DE INTERMEDIOS CON LA INCORPORACIÓN DE TECNOLOGÍA LIDAR Y SOFTWARE DE MACHINE LEARNING EN MINA DE COBRE EN EL SUR DEL PERÚ.

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 del 2026



Huella digital

Mariela Veronica Ramos Ramos
DNI: 77699931

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

MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS

TESIS FINAL

TESIS

CONFORMIDAD DE TESIS FINAL

Universidad Nacional de Moquegua

Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid:::1:3600307980

Fecha de entrega

23 jun 2026, 8:52 a.m. GMT-5

Fecha de descarga

23 jun 2026, 9:40 a.m. GMT-5

Nombre del archivo

Tesis_-_Tecnolog_a_LiDAR_Mariela_Ramos_Rev5.pdf

Tamaño del archivo

6.4 MB

132 páginas

28.527 palabras

162.109 caracteres

UNAM

Firmado digitalmente por BARRIGA PARIA Christ Jesus FAU 20449347448 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 23.06.2026 09:41:53 -05:00

14% Similitud general

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

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Coincidencias menores (menos de 8 palabras)

Exclusiones

- N.º de fuente excluida

Fuentes principales

13% Fuentes de Internet
4% Publicaciones
6% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alerta de integridad para revisión

Texto oculto
3109 caracteres sospechosos en N.º de páginas
El texto es alterado para mezclarse con el fondo blanco del documento.

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

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

Fuentes principales

13% Fuentes de Internet
4% Publicaciones
6% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Fuentes principales

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

1 Internet
www.coursehero.com <1%

2 Internet
hdl.handle.net <1%

3 Trabajos del estudiante
Universidad Nacional de Moquegua <1%

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

5 Internet
repositorio.unc.edu.pe <1%

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

7 Internet
www.udocz.com <1%

8 Internet
apirepositorio.unh.edu.pe <1%

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

10 Internet
cybertesis.unmsm.edu.pe <1%

11 Internet
repositorio.unam.edu.pe <1%

12	Internet	
www.slideshare.net		<1%
13	Internet	
repositorioacademico.upc.edu.pe		<1%
14	Internet	
titula.universidadeuropea.es		<1%
15	Internet	
alicia.concytec.gob.pe		<1%
16	Internet	
repositorio.uancv.edu.pe		<1%
17	Internet	
repositorio.upao.edu.pe		<1%
18	Internet	
www.campustudionline.com		<1%
19	Internet	
repositorio.esan.edu.pe		<1%
20	Trabajos del estudiante	
Universidad Continental		<1%
21	Internet	
repositorio.unjbg.edu.pe		<1%
22	Trabajos del estudiante	
Universidad Internacional de la Rioja		<1%
23	Internet	
repositorio.unjfsc.edu.pe		<1%
24	Trabajos del estudiante	
Universidad Cesar Vallejo		<1%
25	Internet	
repositorio.autonoma.edu.pe		<1%

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

27 Trabajos del estudiante
unasam <1%

28 Trabajos del estudiante
Fundación Universitaria Los Libertadores <1%

29 Internet
uvadoc.uva.es <1%

30 Trabajos del estudiante
Universidad Politécnica del Perú <1%

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

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

33 Trabajos del estudiante
Universitat Oberta de Catalunya <1%

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

35 Internet
1library.co <1%

36 Trabajos del estudiante
Universidad San Marcos <1%

37 Trabajos del estudiante
Anna University, Chennai <1%

38 Trabajos del estudiante
Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga <1%

39 Trabajos del estudiante
D.A. de Economía <1%

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

41 Internet
es.slideshare.net <1%

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

43 Trabajos del estudiante
Escuela Superior de Administración Pública ESAP <1%

44 Trabajos del estudiante
Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez <1%

45 Internet
www.cacic2016.unsl.edu.ar <1%

46 Internet
app.ingemmet.gob.pe <1%

47 Internet
onemine.org <1%

48 Internet
polodelconocimiento.com <1%

49 Internet
repositorio.unh.edu.pe <1%

50 Trabajos del estudiante
Docentes <1%

51 Internet
oa.upm.es <1%

52 Trabajos del estudiante
Uniminuto Virtual <1%

53 Trabajos del estudiante
usach <1%

54 Internet
www.dykinson.com <1%

55 Internet
dokumen.pub <1%

56 Internet
idus.us.es <1%

57 Internet
iwgia.org <1%

58 Internet
pdfcookie.com <1%

59 Internet
repositorio.urp.edu.pe <1%

60 Internet
www.saimm.co.za <1%

61 Trabajos del estudiante
Universidad Católica Boliviana "San Pablo" <1%

62 Internet
definicionwiki.com <1%

63 Internet
docplayer.es <1%

64 Internet
repositorio.upn.edu.pe <1%

65 Trabajos del estudiante
Centro Europeo de Postgrado - CEUPE <1%

66 Internet
ninive.uaslp.mx <1%

67 Trabajos del estudiante
Middlesex University <1%

68 Internet
www.onemine.org <1%

69 Internet
www.ptolomeo.unam.mx:8080 <1%

70 Publicación
M Hurtgen, R Detert. "A Data-Driven Approach to Mapping Rock Mass Discontinui... <1%

71 Trabajos del estudiante
Universidad Nacional Autonoma de Chota <1%

72 Internet
ingenieriareal.com <1%

73 Internet
link.springer.com <1%

74 Publicación
Ö. Begüm Comba, E. Paşaoğlu, M. Beyazal. "Relationship between ocular domina... <1%

75 Internet
arcgistutoriales.website <1%

76 Internet
dehesa.unex.es:8080 <1%

77 Internet
tesis.ucsm.edu.pe <1%

78 Trabajos del estudiante
unapiquitos <1%

79 Internet
www.scielo.org.za <1%

80 Publicación
Mario Arturo Rincón Villalba, Wilson Ernesto Vargas Vargas, Carlos Javier Gonzále... <1%

81 Trabajos del estudiante
Pontificia Universidad Catolica del Peru <1%

82 Trabajos del estudiante
Universidad Carlos III de Madrid <1%

83 Trabajos del estudiante
Universidad Nacional del Centro del Peru <1%

84 Trabajos del estudiante
Universidad Tecnologica del Peru <1%

85 Internet
arxiv.org <1%

86 Internet
ddescholar.acemap.info <1%

87 Internet
repositorio.udh.edu.pe <1%

88 Internet
revistasinvestigacion.unmsm.edu.pe <1%

89 Internet
www.harita.gov.tr <1%

90 Internet
www.mdpi.com <1%

91 Internet
ddd.uab.cat <1%

92 Internet
repositorio.uchile.cl <1%

93 Internet
tesis.unap.edu.pe <1%

94 Internet
www.arrasate-mondragon.org <1%

95 Internet
www.researchgate.net <1%

96 Internet
www.sdgconsulting.net <1%

97 Publicación
Choque Alejo, Pablo Alfredo. "Implementación de un sistema de gestión de segur... <1%

98 Publicación
Mamani Lopez, Elsy Madeleyne. "Antecedentes penales un perjuicio para oportun... <1%

99 Publicación
SNC LAVALIN PERU S.A.. "Segundo ITS de la MEIA de la Unidad Minera Cerro Lind... <1%

100 Internet
datospdf.com <1%

101 Internet
es.scribd.com <1%

102 Internet
guateracing.com <1%

103 Internet
madridiario.es <1%

104 Internet
repositorio.ucundinamarca.edu.co <1%

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

106 Internet
www.grafiati.com <1%

107 Publicación
Li, Na, Xianfeng Huang, Fan Zhang, and Deren Li. "Registration of Aerial Imagery ... <1%

108 Publicación
Peter Tian-Yuan Shih. "The building shadow problem of airborne lidar", The Phot... <1%

109 Trabajos del estudiante
UTEC Universidad de Ingeniería & Tecnología (NO TOCAR) <1%

110 Trabajos del estudiante
Universidad Nacional Abierta y a Distancia, UNAD,UNAD <1%

111 Publicación
Yesid Oswaldo González Marín. "Habilidades directivas para el desarrollo de la ge... <1%

112 Internet
ajedrezesmimundo.blogspot.com <1%

113 Internet
core.ac.uk <1%

114 Internet
cybertesis.uni.edu.pe <1%

115 Internet
foodispower.org <1%

116 Internet
journal.espe.edu.ec <1%

117 Internet
portal-qa.ceneval.edu.mx <1%

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

119 Internet
repositorio.umsa.bo <1%

120 Internet
repositorio.untumbes.edu.pe <1%

121 Internet
repositorio.upct.es <1%

122 Internet
repositorio.upse.edu.ec <1%

123 Internet
rest-dspace.ucuenca.edu.ec <1%

124 Internet
theibfr.com <1%

125 Internet
www.ehu.es <1%

126 Internet
www.scribd.com <1%

127 Internet
wwwcars-autos.blogspot.com <1%

128 Publicación
Bautista Dueñas, Gina Paola | Bernal Bernal, Carlos René. "Fortalecimiento de la ... <1%

129 Publicación
Jeffrey J. Roth, William Hughes. "Dam Maintenance and Rehabilitation II", CRC Pre... <1%

130 Internet
diposit.ub.edu <1%

131 Internet
docs.microsoft.com <1%

132 Internet
documentop.com <1%

133 Internet
globalmapper.website <1%

134 Internet
idoc.tips <1%

135 Internet
imaster.academy <1%

136 Internet
inteligenciadgr.weebly.com <1%

137 Internet
openaccess.uoc.edu <1%

138 Internet
patents.glgoo.top <1%

139 Internet
pt.scribd.com <1%

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

141 Internet
repositorio.ues.edu.sv <1%

142 Internet
repositorio.unah.edu.pe <1%

143 Internet
repositorio.unap.edu.pe <1%

144 Internet
repositorio.unsa.edu.pe <1%

145 Internet
repositorio.unu.edu.pe <1%

146 Internet
repositorio.uta.edu.ec <1%

147 Internet
repository.libertadores.edu.co <1%

148 Internet
repository.pedagogica.edu.co <1%

149 Internet
todophantom.com <1%

150 Internet
vtechworks.lib.vt.edu <1%

151 Internet
www.indiamart.com <1%

152 Internet

www.mriuc.bc.uc.edu.ve <1%

153 Internet

www.revista.ister.edu.ec <1%

154 Internet

www.select-light.com <1%

Universidad Nacional de Moquegua

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO
N° 569-2026-CU

Moquegua, 26 de agosto de 2026

VISTOS:

La Resolución de Consejo de Facultad N° 409-2026-CF-FAIN-UNAM, emitida por la Decana de la Facultad de Ingenierías; el Informe N° D0449-2026-UNAM-R-FAIN, emitido por la Decana de la Facultad de Ingenierías, el Informe Técnico N° D0122-2026-SG-GT, emitido por la Especialista Administrativo II de Grados y Títulos; el Informe N° D0436-2026-UNAM-R-SG, emitido por el Secretario General de la UNAM; el Proveído N° 4235-2026-R, emitido por el señor Rector; el Acuerdo del Pleno del Consejo Universitario de Sesión Extraordinaria N° 35-2026-SE-CU-UNAM, de fecha 25 de agosto de 2026; y,

CONSIDERANDO:

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

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

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

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

Que, mediante la Resolución de Consejo de Facultad N° 409-2026-CF-FAIN-UNAM, de fecha 13 de agosto de 2026, el Consejo de Facultad de Ingenierías aprobó el otorgamiento del Título Profesional de Ingeniero de Minas, por la modalidad de Tesis, a un (01) Bachiller de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua, de acuerdo al siguiente detalle: MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS;

Que, mediante Informe N° D0449-2026-UNAM-R-FAIN, de fecha 17 de agosto de 2026, la Decana de la Facultad de Ingenierías, remite a Secretaría General la Resolución de Consejo de Facultad N° 409-2026-CF-FAIN-UNAM, de fecha 13 de agosto de 2026;

Que, mediante Informe Técnico N° D0122-2026-SG-GT de fecha 19 de agosto de 2026, e Informe N° D0436-2026-UNAM-R-SG de fecha 20 de agosto de 2026, el Secretario General de la UNAM, remite al Rectorado el expediente para el trámite de Título Profesional de Ingeniero de Minas a favor de la Bachiller: MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, quien se encuentra apta para la expedición del Título Profesional de Ingeniero de Minas, al haber cumplido satisfactoriamente con los requisitos legales y reglamentarios, exigidos en el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, razón por la cual, el señor Secretario General incluye dicho expediente como punto de agenda para ser tratado en Sesión Extraordinaria de Consejo Universitario de fecha 25 de agosto de 2026;

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

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

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

RESOLUCIÓN DE CONSEJO UNIVERSITARIO
N° 569-2026-CU

Moquegua, 26 de agosto de 2026

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

Que, bajo el amparo de los considerandos precedentes, el Pleno del Consejo Universitario en Sesión Extraordinaria N° 35-2026-SE-CU-UNAM, de fecha 25 de agosto de 2026, emitió el siguiente acuerdo: POR UNANIMIDAD: CONFERIR, a nombre de la Nación el Título Profesional de Ingeniero de Minas por la modalidad de Tesis a la Bachiller: MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS, de la Escuela Profesional de Ingeniería de Minas, de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura de la Universidad Nacional de Moquegua;

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

SE RESUELVE:

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

- **MARIELA VERONICA RAMOS RAMOS**

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

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

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

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

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

REGÍSTRESE, PUBLÍQUESE Y CÚMPLASE;

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA SECRETARIA GENERAL

MTRO. JOSE LUIS PACHECO CACERES
SECRETARIO GENERAL

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA CONSEJO UNIVERSITARIO

DR. HUGO RUBEN MARCA MAQUERA
RECTOR
PRESIDENTE DEL CONSEJO UNIVERSITARIO

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

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