



**UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA**  
**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA MECÁNICA**  
**ELÉCTRICA**

Machine learning para reducir costos de mantenimiento de maquinaria pesada  
de minería.

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:  
Ingeniero Mecánico Electricista

**AUTOR:**

Quiroz Caballero, Segundo Luis ([orcid.org/0000-0002-4094-8803](https://orcid.org/0000-0002-4094-8803))

**ASESOR:**

Mg Panta Carranza, Dante Omar ([orcid.org/0000-0002-4731-263X](https://orcid.org/0000-0002-4731-263X))

**LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:**

Sistemas y Planes de Mantenimiento

TRUJILLO – PERÚ

2021

## **Dedicatoria**

A mis padres; LUIS QUIROZ S. y SONIA CABALLERO C.; quienes siempre me supieron guiar por el buen camino, me han dado todo lo que soy como persona, mis valores, mis principios, mi carácter, mi perseverancia, mi coraje para conseguir los objetivos que deseo lograr en la vida.

A mi esposa TATYANA por su apoyo y amor incondicional en todo momento, a mis hijos LOUIS y HOLLY, que son mi fuente inagotable de motivación para llegar a lograr mis metas.

## **Agradecimiento**

A nuestro padre celestial, por regalarme la vida, por guiarme siempre mis pasos, por la familia que tengo, por la salud y por toda su bendición.

## Índice de contenidos

Carátula .....	i
Dedicatoria .....	ii
Agradecimiento .....	iii
Índice de contenidos .....	iv
Índice de tablas .....	v
Índice de figuras.....	vi
Resumen.....	viii
Abstract.....	ix
I. INTRODUCCIÓN .....	1
II. MARCO TEÓRICO .....	4
III. METODOLOGÍA .....	16
3.1. Tipo y diseño de investigación .....	16
3.2. Variables y operacionalización.....	16
3.3. Población muestra y muestreo.....	17
3.4. Técnicas e instrumento de recolección de datos .....	17
3.5. Procedimientos .....	17
3.6. Método de análisis de datos .....	18
3.7. Aspectos éticos.....	18
IV. RESULTADOS.....	19
V. DISCUSIÓN .....	44
VI. CONCLUSIONES .....	48
VII. RECOMENDACIONES.....	49
REFERENCIAS .....	50
ANEXOS.....	54

## Índice de tablas

Tabla 1: Requisitos básicos para el adecuado control de costos en un departamento de Mantenimiento. ....	9
Tabla 2: Sistemas de información contable. ....	10
Tabla 3: Técnicas e instrumentos de recolección de datos ....	17
Tabla 4: Costo/hora de alquiler de la excavadora Caterpillar 374F. ....	19
Tabla 5: Registro de la excavadora Caterpillar 374 F. ....	20
Tabla 6: Costos de mantenimiento por partida de la excavadora Caterpillar 374F. ....	20
Tabla 7: Programa de mantenimiento de la excavadora 374F. ....	23
Tabla 8: Costo de reparación de la manguera hidráulica del implemento. ....	24
Tabla 9: Costo de mantenimiento preventivo general. ....	24
Tabla 10: Costo de mantenimiento correctivo del sistema hidráulico. ....	25
Tabla 11: Prestaciones del equipo del año 2019. ....	25
Tabla 12: Concepto de prestaciones del equipo. ....	26
Tabla 13: Análisis de criticidad del sistema hidráulico del equipo. ....	27
Tabla 14: Costo de mantenimiento en cada elemento del sistema hidráulico del equipo	28
Tabla 15: Ponderaciones de frecuencias de fallas y criterios de la consecuencia del equipo. ....	28
Tabla 16: Nivel de Criticidad del equipo. ....	29
Tabla 17: Ponderación de frecuencia de falla en función a la problemática de la excavadora 374F. ....	29
Tabla 18: Ponderación del costo de mantenimiento en función a la problemática del equipo ....	29
Tabla 19: Parámetro de la evaluación del motor de la excavadora 374F. ....	31
Tabla 20: Muestra de datos de presión en las mangueras de los cilindros hidráulicos. ...	33
Tabla 21: Costo de reparación de la manguera hidráulica del implemento. ....	42

## Índice de figuras

Figura 1: Diagrama – costos de mantenimiento. ....	8
Figura 2: Distribución de los costos en el mantenimiento. ....	9
Figura 3: Red neuronal (izq) y árbol de decisión (dcha). ....	11
Figura 4: Margen y representación del conjunto de datos. ....	11
Figura 5: Aprendizaje supervisado, regresión y clasificación. ....	12
Figura 6: Aprendizaje no supervisado, clustering. ....	12
Figura 7: Funcionamiento del aprendizaje reforzado. ....	13
Figura 8: Excavadora hidráulica Caterpillar 374F. ....	14
Figura 9: Motor de una excavadora hidráulica Caterpillar 374F. ....	15
Figura 10: Placa de identificación del equipo pesado. ....	19
Figura 11: Esquema lógico de predicción de Machine Learning ....	26
Figura 12: Matriz de criticidad de las fallas del equipo. ....	30
Figura 13: Rendimiento y prueba de velocidad del motor de la excavadora 374F. ....	30
Figura 14 Pruebas de rpm y salida de par del motor de la excavadora 374F. ....	31
Figura 15: Pruebas de presiones del sistema hidráulico de la excavadora 374F ....	32
Figura 16: Horómetro de la excavadora 374F. ....	33
Figura 17: Proceso de Machine Learning. ....	34
Figura 18: Datos de presiones de la manguera del cilindro hidráulico de la excavadora 374F ....	35
Figura 19: Manguera hidráulica como implemento de la excavadora 374F. ....	36
Figura 20: Preparación y clasificación de los 420 datos. ....	36
Figura 21: Histograma de las cinco columnas de datos ingresado al software. ....	37
Figura 22: Preparación de datos de Fecha vs. Falla en gráfico. ....	38
Figura 23: Preparación de datos de Hora vs. Falla en gráfico. ....	39
Figura 24: Preparación de datos de Presión vs. Falla en gráfico. ....	40
Figura 25: Proceso de modelos de regresión lineal. ....	40
Figura 26: Predicciones del modelo sobre las distintas variables de presión. ....	41
Figura 27: Resultado de predicción sobre los datos de presiones del sistema hidráulico. ....	41

Figura 28: Resultado de la predicción del sistema de implemento de la excavadora hidráulica 374F..... 41

## Resumen

La presente tesis denominada “Machine Learning para reducir costos de mantenimiento en maquinaria pesada en minería”, tiene como objeto, el determinar cómo aplicando el aprendizaje automático reduce los costos de mantenimiento de la excavadora hidráulica caterpillar 374F. El diseño de la tesis es cuasi experimental de tipo aplicada. La población está conformada por excavadoras hidráulicas caterpillar 374F de compañías mineras, la muestra es la selección de una excavadora hidráulica caterpillar del mismo modelo de la población. Los datos hidráulicos fueron extraídos de la maquinaria en el registro del monitor de navegación de todo el mes de abril del 2020. La técnica que se utilizó para la recolección de datos fue la observación y los instrumentos fueron las fichas de registros con la finalidad de obtener datos para las variables. Para el análisis de datos se aplicó el software gratuito Google Colab para el procesamiento de datos, con el soporte de librerías para la aplicación de machine learning como: Pandas, Python, TensorFlow, Matplotlib. Y por ultimo se concluye con la predicción de falla del sistema hidráulico de implementos con un margen de error del 11%.

Palabras clave: Costos, Mantenimiento, Machine Learning.

## **Abstract**

The purpose of this thesis, called "Machine Learning to reduce maintenance costs in heavy mining machinery", is to determine how the application of machine learning reduces the maintenance costs of the Caterpillar 374F hydraulic excavator. The design of the thesis is quasi-experimental of applied type. The population consists of caterpillar 374F hydraulic excavators from mining companies, the sample is the selection of a caterpillar hydraulic excavator of the same model as the population. The hydraulic data were extracted from the machinery in the navigation monitor log for the entire month of April 2020. The technique used for data collection was observación and the instruments were the record cards with the purpose of obtaining data for the variables. For data analysis, the free Google Colab software was used for data processing, with the support of libraries for the application of machine learning such as: Pandas, Python, TensorFlow, Matplotlib. And finally, we conclude with the failure prediction of the hydraulic system of implements with a margin of error of 11%.

Keywords: Costs, Maintenance, Machine Learning.

## I. INTRODUCCIÓN

Los altos costos de mantenimiento de equipos pesados en el sector minero es un factor imprescindible que afecta la competitividad de los equipos, generando menos disponibilidad y productividad en la extracción de minerales. La gestión de los costos de mantenimiento de equipos pesados minero es una actividad primordial para lograr objetivos de un proyecto con los mejores resultados. Lo cual es fundamental crear un control de calidad de las máquinas para evitar costos elevados Camiper (2019).

Dada la complejidad de la maquinaria moderna, las deficiencias desconocidas y el mantenimiento para solucionar pueden aglomerar muy rápido, las mismas que ya no se trata de arreglar un modelo vehicular de Ford T, tienen computadoras, sensores, partes mecánicas, son extremadamente complejas. Un estudio actual realizado por Global Data Power calcula que el presupuesto proyectado para el mantenimiento de maquinaria compleja, se incrementasen en el 900% dado lo que cuesta su parada, su diagnóstico, su personal, su infraestructura, por lo que las herramientas actuales son insuficientes Kalathas (2021).

La dificultad también se expande más allá del gran costo de mantenimiento hidráulico de la maquinaria pesada, con el pasar del tiempo los equipos se deprecian y pierden la garantía, lo que afecta la responsabilidad financiera a la empresa para proporcionar una operación más rentable.

Las excavadoras hidráulicas, por su tipo y diseño de fabricación prevalecen en su funcionamiento el sistema hidráulico, ya que este permite el funcionamiento de sus implementos y su traslación. En minería, estos equipos de movimientos de tierras, por los constantes ciclos de trabajo de desgarrar y excavación de minerales suelen tener problemas de roturas de mangueras hidráulicas de los implementos (cucharón, brazo y pluma).

Los eventos irreversibles de la maquinaria minera y otros activos de las máquinas plantea la siguiente pregunta: ¿Y si hubiera una manera de predecir estas fallas antes de que ocurran?, lógicamente más allá del mantenimiento preventivo, sino dentro del mantenimiento basado en la confiabilidad, pues estas maquinarias son cuellos de botella en el proceso productivo y su costo de parada es inmenso.

El machine learning es un enfoque de exploración y desarrollo de algoritmos que logran

que las computadoras aprendan y se adapten de manera continua. Las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, es un subconjunto del aprendizaje automático, se emplean para comprender el razonamiento detrás de los algoritmos y apoyar en el aprendizaje de patrones complejos. La orientación puntual se da más en el razonamiento y la inferencia, se vuelve importante para resolver problemas difíciles incluso antes de que presenten. Es satisfactorio conocer que se puede resolver un problema con tantas dificultades. Esto quiere decir que recolectar información como predicciones de tiempo de inactividad eventualmente se convertirá en algo sencillo y práctico.

La gran cantidad de las soluciones de pronóstico no fueron diseñadas para gestionar la variabilidad, complejidad y volumen de datos que están surgiendo en las diversas actividades de la industria. El machine learning faculta detectar patrones útiles dentro de conjuntos de datos, lo que permite hacer predicciones unificadas y más exacto en general. Este es un activo importante para la industria y competitividad, porque si se puede hacer un seguimiento más puntual del pronóstico de fallas, entonces se puede evitar y mantener los activos en funcionamiento.

Para Montes (2019), quien en su investigación desarrollado en el sector de la gran minería en Colombia, considera importante el estudio de los costos mantenimiento y productividad de la maquinaria pesada de la minería, basándose en los registro de mantenimiento de los años anteriores a su investigación refiriéndose a las maquinas hidráulicas ya que la inversión económica de las maquinarias de movimiento de tierra en la extracción de minerales de las compañías mineras, decrece en un 44% en los cuatro primeros años, llegando al sexto año un decrecimiento del 51%, manifestando la necesidad de maquinaria pesada nueva en beneficio de una correcta planificación de costos de mantenimiento para alcanzar las productividades planificadas.

Por otro lado, Zamora (2019), manifiesta que en la empresa minera Yanacocha en la ciudad de Cajamarca, para reducir los costos de mantenimientos preventivos de la maquinaria pesada CAT 797F, aplica métodos desarrollos por el personal técnico de la prevención operativa. Establece que, el costo de operación es de \$ 190 dólares hora, indicando que el precio por hora de las mangueras hidráulicas es \$ 34.6 dólares, logrando establecer un de mantenimiento mensual de \$ 8310.4 dólares sabiendo que el régimen laboral es de 8 horas diarias, obteniendo un valor actual neto de \$ 99,724.8 dólares y una

tasa interna de retorno igual a 21,46%.

En la ciudad de Trujillo Fernández (2019), en el trabajo de investigación sobre la gestión de costos de mantenimiento y operación de maquinaria pesada de movimiento de tierras en minería basándose en la mejora de la vida útil de los componentes hidráulicos; empleando la metodología de evaluación económica CAUGE (Costo Anual Uniforme Equivalente), define que el costo anual equivalente del mantenimiento para el uso del sistema hidráulico de los equipos, es mucho menor en \$ 76,276.5 dólares, teniendo en cuenta que aplica a toda la flota de equipos mineros del consorcio CyM Conalvias. Concluyendo que los sistemas hidráulicos son muy complejos en la determinación del tipo de complicación operaria, listado de componentes, mano de obra y operatividad efectiva de estos mismos.

En la actualidad se está trabajando con algunas tecnologías como Machine Learning para mejorar el desarrollo de la gestión de costos de mantenimiento de maquinaria pesada en minería, prediciendo fallas, dependiendo de la información para los resultados que esperamos obtener en beneficio de la gestión económica basándose en diversos tipos de datos que registran los equipos pesados.

De lo mencionado, se puede llegar a formular el problema general de investigación:

¿En qué medida la aplicación de machine learning permite reducir los costos de mantenimiento de maquinaria pesada en minería?

La justificación de esta investigación es llegar a proponer la reducción de los costos de mantenimiento, mejorando la rentabilidad empresarial dedicada a la extracción de minerales, llegando a predecir las fallas antes que ocurran, ya que estas aumentan económicamente la gestión de los costos de mantenimiento.

Respecto a la descripción sobre los costos de mantenimientos de maquinaria de movimiento de tierras en la minería, se tiene como objetivo general, evaluar la factibilidad técnica económica de implementar machine learning para reducir costos de mantenimiento en maquinaria pesada en minería y como objetivos específicos, diagnosticar los costos de mantenimiento de maquinaria pesada actual, así mismo, elaborar una propuesta de implementación de machine learning y finalmente evaluar el costo beneficio de la implementación de machine learning.

## II. MARCO TEÓRICO

Para el presente proyecto de investigación, se utilizó la revisión de material bibliográfico, para consultar diferentes investigaciones de tesis profesionales como de artículos de revistas con relación al tema de las estrategias del costo de mantenimiento y machine learning, las que dieron información y conocimiento necesario y conveniente para el desarrollo del presente trabajo de investigación, las mismas que fueron realizadas, a nivel nacional e internacional.

En investigaciones del entorno internacional, se encontró a Reveco (2019), quien desarrolló su estudio para los camiones mineros en Santiago de Chile, mediante la tecnología de machine learning buscó predecir los intervalos de fallas de los motores diésel Cummins QSK60 HPI y Detroit MTU C11 de los camiones Komatsu 930E, para ello creó, modeló y entreno algoritmos con los datos de análisis de aceites de machine learning en el software Microsoft Azure Machine Learning Studio (Azure ML). Obtuvo como resultado predicciones que alargan los tiempos de reemplazo de aceite establecidos por el fabricante, reduciendo costos de mantenimientos preventivos para los dos modelos de motores de combustión interna, concluyendo que dichos algoritmos reafirman que los datos etiquetados presentan similitudes entre ellos dando una mejor solución en las muestras de análisis de aceite.

En la investigación de Ramírez (2019), analizo la adopción de tecnologías disruptivas en la mediana minería en Chile, eligiendo a Machine Learning como una de esta tecnología con el objetivo de poder mantenerse como una industria competitiva, para esta investigación se recabó información de 15 empresas mineras de este país entrevistando a 15 gerentes con la responsabilidad de tomar decisiones estratégicas para empresas mineras chilenas para entender cuáles son las necesidades a implementar las tecnologías disruptivas. La capacitación y estudio de esta tecnología es clave para crear beneficios y valores que se vas a gestionar para la operación. Mediante la investigación se concluyó que es importante validar machine learning en equipos de movimiento de tierra mineros, ya que la eficiencia y productividad de la maquinaria son pilares fundamentales para incrementar la rentabilidad de una empresa minera, teniendo como resultado el incremento entre un 12% y 30% en tiempo de producción efectivo reduciendo las horas de inactividad, logro reducir costos de mantenimiento en un 15%.

En el estudio de Jaramillo (2019), desarrollado en la mina Anglo American en Santiago de Chile, con la aplicación del aprendizaje automático logro desarrollar algoritmos para diagnosticar fallas en los motores de arranque de los camiones mineros Komatsu CAEX 930-EA, para establecer los algoritmos aplica valores a la resistencia, inductancia propia, inductancia mutua, polos, velocidad, voltaje y posición GPS. Aplicando estos valores en el software de modelación matemática Matlab realizando el modelo en simulink y el filtro de partículas en Polyfit. Gracias al proceso de predicción se pudo proyectar dichos desgastes y así realizar la programación de mantenimientos antes que ocurran la falla, asimismo lograr reducir los costos de mantenimiento y de las detecciones no programadas de los camiones mineros que eran perdidas productivas millonarias.

En investigaciones realizadas a nivel nacional, se encontró a Yarin (2019), quien, en su investigación desarrollada en el sector minero en la provincia de Espinar, en el departamento del Cusco, buscó mejorar el mantenimiento predictivo utilizando la técnica de machine learning en los camiones mineros Komatsu 830E de la compañía minera Antapacay, resultando la parte hidráulica del equipo como el sistema más crítico. Para demostrar los principales problemas se realiza un estudio del proceso de mantenimiento desde la gestión de mantenimiento KPI's del registro histórico de fallas de las ruedas motrices y el uso del aprendizaje automático con Matlab, los resultados logran mejorar el proceso de mantenimiento actual, en consecuencia, aumenta la disponibilidad y precisión del servicio recalculando los indicadores de mantenimiento y también se obtiene la mejora del mantenimiento predictivo de los camiones Komatsu. Busca una mejora continua en los modelos de aprendizaje automático, perfeccionando a través del tiempo con la información que reciba, ya que entre mayor sea el uso de estos modelos, su precisión de predicción será mayor.

Por otro lado, en la investigación de García (2020), plantea recolectar datos desarrollando un sistema inteligente para los eventos de una flota de equipos PC4000-6, que labora en un centro minero del Perú en el departamento de Piura y, llegar a automatizar el orden de los eventos de cada sistema de la maquinaria (hidráulico, mecánico, eléctrico, motriz, refrigeración y lubricación), con el propósito de mejorar la administración de datos de las fallas para su solución con la realización de planes de mantenimiento eficaces. Para desarrollarlo, investiga sobre el equipo PC4000-6 y se ordenan en sistemas, subsistemas

y componentes bajo la norma ISO 14224:2016. Entonces, desarrolla la data de entrenamiento, teniendo soporte en los datos históricos de fallas del equipo, de manera paralela, para la ordenar automáticamente los datos de fallas, aplica un algoritmo de machine learning, denominado Clasificador de Naive Bayes Ingenuo, este se respalda en el teorema estadístico de Naive Bayes. También, logra desarrollar un aplicativo móvil que puede reconocer los eventos de las anomalías que sufren la maquinaria minera. Llega a la conclusión que el 80% de las fallas afectan a los sistemas hidráulico. Por lo tanto, se obtiene que la clasificación de datos de los sistemas que conforman los equipos se aprovecha en un 85% para prevención de fallas.

Para Castro (2019), en su artículo desarrollado sobre la detección anticipada de fallas para equipos de movimiento de tierra de minería en la ciudad de Arequipa, busca reducir el costo de reparación por fallas de la maquinaria pesada, ya que estas oscilan entre el 15% y el 60% de gastos de millones de dólares de reparación en mantenimiento, basándose en los palas para el carguío, excavadoras hidráulicas, perforadoras, tractores y camiones fuera de carreteras para el acarreo del mineral hasta la planta concentradora. Para esta investigación se hace el uso de datos como por ejemplo el registro de eventos de falla, presión, temperatura, voltaje, vibración, caudal, sonido, etc. Que serán representados como algoritmos de clasificación para ser aplicados en la detección de fallas de los dispositivos electrónicos de la maquinaria usando redes neuronales recurrentes (RNN). Según la estructura establecida en el desarrollo de la investigación, considera muy necesario implementar machine learning en la planificación del mantenimiento de equipos pesados, además es beneficioso al no requerir muchos especialistas para generar modelos predictivos con datos disponibles y así poder contrarrestar la compra de componentes principales en reparación considerados en un valor de \$300,000.00 dólares. Para Valverde (2021), en su investigación en el yacimiento minero Jangas en la provincia de Huaraz, tiene como objetivo predecir el tiempo de reemplazo de los motores hidráulicos Cat 3516B de los equipos de movimiento de tierra de la minera para lograr una mejor gestión de costos de mantenimientos, para los camiones mineros Caterpillar 785C. Para el desarrollo de la investigación aplica un registro de datos de horas de uso de máquina del año 2019, registro de cambio de componentes, registros de usuarios, registros de costos de mantenimiento, registro de reparación de componentes menores y mayores en

el software Customer Communication Management (CCM). Antes de la implementación del software se registró 5 reparaciones generando un gasto de \$1,250,000.00 dólares en 60,000 horas de operación y luego de la implementación de esta tecnología, disminuyen los costos de mantenimiento en \$711,592.38 dólares en 75,499 horas de trabajo, estos datos obtenidos concluyen que la aplicación de machine learning es aplicable y con buenos resultados en la gestión de costos de mantenimiento de los equipos mineros.

La investigación de Muñoz (2020), fue desarrollada en sector minero del departamento La Libertad, tuvo como objetivo, analizar los costos de mantenimiento mediante un sistema inteligente para tres flotas del ciclo de carguío y acarreo de minerales de equipos pesados como pala Terex RH90, camión Caterpillar 777F, en la flota dos, pala Komatsu H285S y camión Komatsu 510E y en la tercera flota, la pala Caterpillar 5130B y un camión Terex TR100. Para el desarrollo de esta investigación utilizó el software TALPAC en el cual, insertando los datos de fichas técnicas de la maquinaria pesada e indicadores de la gestión de mantenimiento y el tipo de maquinaria, pudo descifrar una reducción de costos en un global del 14% de las tres flotas de maquinaria de movimiento de tierra.

La variable 1 se desarrolla sobre el costo de mantenimiento, es por ello que, ante cualquier proceso productivo, en primer lugar, está el aspecto importante del desenlace en el proceso contable de mantenimiento, tiene que darse a entender de donde salen los costos directos y costos indirectos. Este hipotético caso, de un Departamento de Mantenimiento no es fácil. Normalmente los gastos, insumos de consumibles, más los costos indirectos, serían los correspondientes a mandos intermedios, gastos administrativos, gastos informáticos y otros de carácter general, como los de logística, limpieza, etc. Sin embargo, es resaltante decir que cualquier costo directo o sobre todo indirecto, depende de la base o unidad de costo con la que se refiere y del criterio contable establecido.

Además, al igual que la Producción, en Mantenimiento hay que referirse a los costos variables y costos fijos. En la figura 1, podemos observar que los costos variables son aquellos que tienden a cambiar en proporción directa con el nivel de actividad de nuestro departamento de Mantenimiento; por ejemplo, los costes de consumos de aceites, aunque estos costes variables serán fijos por unidad de producto. Costos fijos son aquellos que no puede variar con relación al nivel de producción durante un determinado tiempo; como es el sueldo del jefe de mantenimiento.

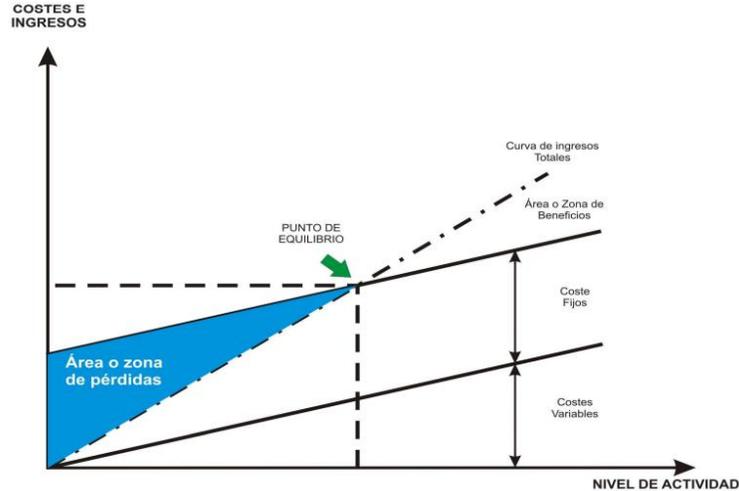


Figura 1: Diagrama – costos de mantenimiento.

Es importante resaltar que, si los costos de manteniendo se relacionan con los costos por unidad de producto producido, estos cambian según el nivel de producción. El nivel de actividad se acumula de manera independientemente a los costos fijos del departamento de mantenimiento. Si no hay actividad, los costos variables no se acumularan porque esta referido a lo que únicamente los causa.

La suma del costo fijo y del costo variable es el costo total en cualquier departamento. La importancia de la partición de los costos variables y de los costos fijos es lógica, esto se refiere sobre unos u otros de distinta forma. Por ejemplo, se puede mejorar los costos de mantenimiento, con la realización que nuestros operarios laboren a un ritmo más alto, necesitando una plantilla directa para el mismo trabajo, pero también podremos disminuir los gastos de nuestro mantenimiento, decreciendo el nivel de gastos indirectos o de mandos intermedios.

Además de la información contables ya mencionada, es imprescindible para un jefe de Mantenimiento saber el costo total de su actividad. Este costo total, recauda de forma general la mejor o peor plan del mantenimiento en una empresa y tambien, no sólo el coste que cronologicamente se incorporaba como prorrateo al coste de producción, sino el coste fijo, más variable ya mencionado y el coste de fallos. Con dicho costo integral como costo fijo, más variable, más costos de fallos y paralizaciones, debemos agregar las pérdidas energéticas dadas por eventos causados para mantenimiento y otros costos, así como las

aprobaciones gubernativas y pérdidas de producción, si se pudiera obtener una herramienta contable, ampliamente dispersada para responderse a cuestiones tan comunes, aparentemente como la siguiente: si aumento las actuaciones preventivas, ¿en qué medida disminuirá el coste del mantenimiento correctivo y de las paradas de producción?

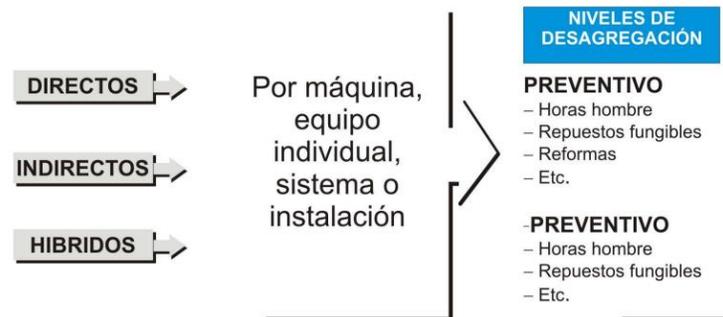


Figura 2: Distribución de los costos en el mantenimiento.

Fuente: Tecsup, 2018

Si tenemos la capacidad de responder este práctico cuestionario, entonces llevamos un buen control de nuestro departamento y de sus costes.

Tabla 1: Requisitos básicos para el adecuado control de costos en un departamento de Mantenimiento.

<b>Requisitos básicos para el adecuado control de costos en un Departamento de Mantenimiento.</b>
• Es necesario codificar las máquinas y las instalaciones.
• Disponer de árboles de despiece por grupos funcionales y subsistemas para implantar costes puntuales.
• Los centros de coste o de contabilidad deben interrelacionarse (costes de correctivo por equipo, preventivo por sistema, etc.).
• Los repuestos tienen que estar codificados y valorados.
• Conocer la obra y poder imputar, tanto los tiempos de actividad como los de paro, preparación, etc.
• Lanzar órdenes de trabajo para cualquier actividad, con tiempos predeterminados o graduales cuando sea posible.
• La programación, lanzamiento y cierre o cambio de órdenes debe ser potente pero ágil, y asumido en la planta.

Fuente: elaboración propia.

No puede mezclarse la contabilidad general o financiera, con la contabilidad analítica que

el jefe de Mantenimiento alineará, para la gestión de su área.

En la tabla 2, se puede observar las más resaltantes diferencias entre ellas que, lógicamente, una vez agregadas y totalizadas deben dar los mismos resultados.

Tabla 2: Sistemas de información contable.

<b>Análisis período</b>	<b>Contabilidad general o financiera</b>	<b>Contabilidad analítica o de gestión</b>
Información histórica o real	<b>(A)</b> Balance, cuenta de pérdidas y ganancias y financiación	<b>(B)</b> Imputaciones por actividades, productos, familias área, Instalaciones, secciones, etc.
Información provisional o presupuestaria	<b>(C)</b> Desviación de beneficios (ventas-gastos) respecto a la previsión	<b>(D)</b> Desviación en costes por actividades, productos...

Fuente: Elaboración propia.

En la contabilidad general o financiera, la empresa necesita información histórica y real, procura poder elaborar su evaluación, estado de pérdidas y ganancias y analizar fórmulas de financiación. El informe presupuestario necesita usualmente desviaciones globales de beneficios (ventas-gastos) referente a las previsiones, relacionado al evento de un nuevo producto, etc. En la contabilidad de gestión de un área de Mantenimiento, las atribuciones de las órdenes de trabajo (gastos directos) y de la organización, mandos y gastos administrativos (indirectos), debe realizarse por actividades (preventivas, correctivas, modificativas, etc.) y por áreas, secciones o instalaciones. El propósito será el poder analizar desviaciones en costes de repuestos, de actividades, rentabilidades de reformas o de cambios de planes de mantenimiento, etc. Tiene que ser, un instrumento de gestión que le alerta de desviaciones y le apoye a decidir sobre el mantenimiento.

En la variable 2, el aprendizaje automático o aprendizaje máquina, es conocido en ingeniería como Machine Learning, este usa un tipo de lectura de algoritmos matemáticos automatizados para descifrar resultados descriptivos, predictivos y prescriptivos en una base de datos iniciales, llegando a predecir el valor de las variables deseadas midiendo

las observables, modelando la relación de un conjunto de variables medidas (entradas) y otro grupo de variables relacionadas con estas (salidas) (Brown, 2018).

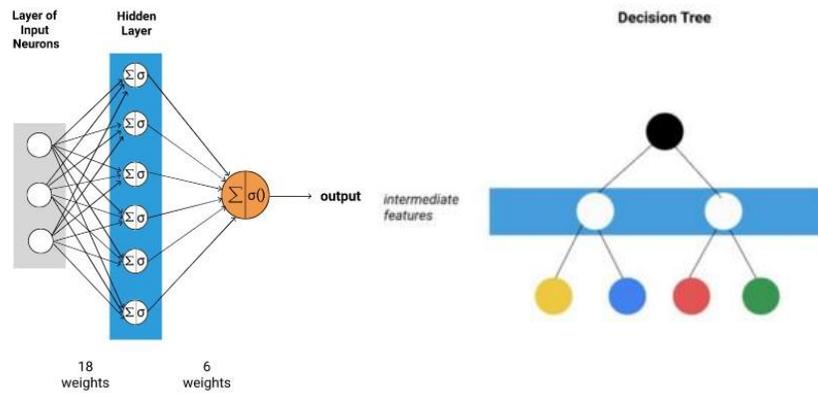


Figura 3: Red neuronal (izq) y árbol de decisión (dcha).

Fuente: Ichi pro, 2020.

La clasificación en el aprendizaje automático es la tarea de aprender a distinguir puntos que pertenecen a dos o más categorías en un conjunto de datos. En términos geométricos, asociar un conjunto de puntos a alguna categoría implica encontrar la mejor separación posible entre estos (Contreras, 2019).

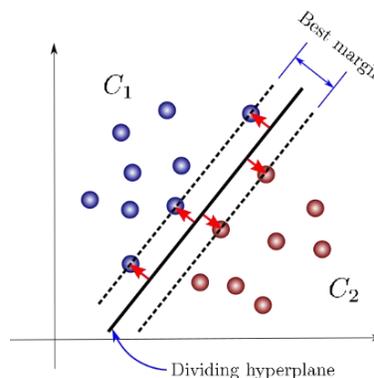


Figura 4: Margen y representación del conjunto de datos.

Fuente: Contreras, 2019.

Los distintos algoritmos se pueden agrupar en tres ramas en función a las salidas de los mismos, podemos ver primero al aprendizaje supervisado, en este se tiene una data de entrada y salida que es utilizado para preparar un modelo mediante el ajuste de los parámetros para saber el valor de la salida para un cierto grupo de entrada. Este tipo de algoritmos son considerablemente útiles para predecir el comportamiento de un proceso ante nuevas entradas, lo cual también se le conoce como regresión, o también para estimar

la salida dentro de un conjunto de etiquetas, a la cual se llama clasificación.

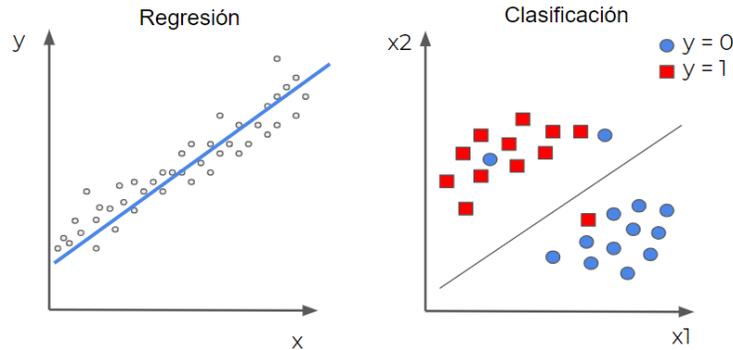


Figura 5: Aprendizaje supervisado, regresión y clasificación.

Fuente: Contreras, 2019.

Luego tenemos el aprendizaje no supervisado, este se da sobre un conjunto de datos alineados únicamente por entradas, no se conoce el valor de salida. Predice y etiqueta patrones de las nuevas entradas del sistema; estos algoritmos son útiles para agrupar datos que tienen semejanza entre sí llamado clustering.

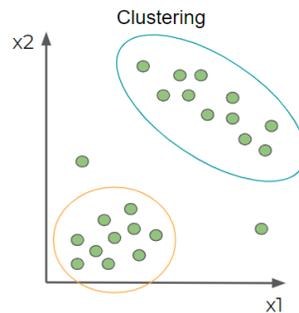


Figura 6: Aprendizaje no supervisado, clustering.

Fuente: Contreras, 2019.

Por último, el aprendizaje reforzado es diferente a los anteriores, en la forma de no utiliza una base de datos previamente obtenida, este algoritmo permite que el modelo aprenda en una manera reiterativa mediante acciones y observaciones en el sistema (ensayo - error). Aprende mediante la entrega de recompensas o castigos por medio de un intérprete, el objetivo principal es que el modelo ajuste sus parámetros de manera inteligente con el propósito de maximizar la recompensa y así optimizar sus políticas para después realizar buenas acciones en el futuro.

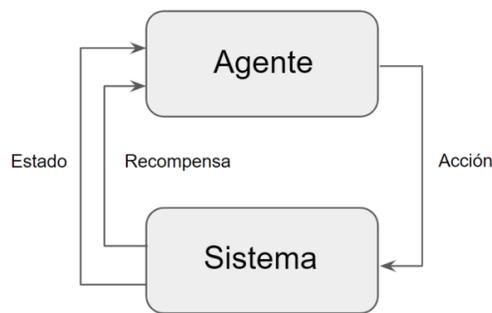


Figura 7: Funcionamiento del aprendizaje reforzado.

Fuente: Contreras, 2019.

Para desarrollar nuestra variable utilizaremos el software de Google Colab, este es un servicio gratuito en la nube de Google que nos posibilita realizar código Python en los servidores de Google con librerías de manejo de datos, de herramientas matemáticas y librería de herramientas de gráficos, para su respectivo proceso de predicción. Para el procesamiento de datos se utilizan las librerías de Pandas, Python, NumPy, SciPy y Statsmodel; para la aplicación de machine learning se utiliza TensorFlow y ScikitLearn y para visualización de datos utilizaremos Matplotlib, Plotly y Seaborn.

Es necesario realizar un análisis de criticidad para establecer los distintos niveles de las fallas del equipo hidráulico, determinándolos en críticos, semi-críticos y no críticos. Se necesita una matriz de frecuencia por consecuencia para poder llegar a la determinación de del nivel de criticidad de un equipo, Medrano, (2020).

La criticidad se determina de la siguiente fórmula:

$$\text{Criticidad} = \text{F.F} * \text{CO}$$

Donde:

F.F: Frecuencia de falla

CO: Consecuencia

Asimismo, la consecuencia se determina:

$$\text{CO} = \text{I.O} * \text{F.O} * \text{C.M} * \text{ISMA}$$

Donde:

I.O: Impacto operacional.

F.O: Flexibilidad operacional.

C.M: Costo de mantenimiento.

ISMA: Impacto de seguridad y medio ambiente.

Para establecer o dar un valor a la frecuencia de fallas y consecuencia, se tiene las tablas de ponderaciones en función de ciertos criterios de evaluación.

La excavadora hidráulica es un equipo de movimiento de tierras muy versátil, tiene un sistema de giro infinito sobre su propio eje, y en el uso para aplicación minería corresponde una excavadora de grandes proporciones como es el modelo CAT 374F, es el principal equipo de todo el proceso de extracción de mineral. Entre sus funciones están: Carga y descarga de grandes bloques, corte y carguío en una cantera, carguío en volquetes, ubicados al mismo nivel que la pala, como por debajo, excavación en una ladera en uno o varios pisos, excavación y descarga con alcance normal, con carguío del material y transporte a corta distancia. Los principales componentes de este tipo de maquina son: El motor de combustión y el sistema hidráulico.



Figura 8: Excavadora hidráulica Caterpillar 374F.

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

El Motor diésel C15, entrega una potencia mínima de 228 kW y máxima de 252 kW a 1.600 – 1.700 rpm, posee un rendimiento de conducción sin precedentes, con menor consumo de combustible, Estándares de emisiones, Sistema de filtrado mejorado, Control automático de velocidad del motor, Bajos niveles de ruido y vibración, la bomba eléctrica de cebado de combustible.



Figura 9: Motor de una excavadora hidráulica Caterpillar 374F.

Fuente: Caterpillar, 2018

El equipo de movimiento de tierras, este ensamblado de un sistema hidráulico acompañado de un sistema electrónico. Las bombas principales, las válvulas de control y el tanque hidráulico están ubicados estratégicamente para permitir el uso de mangueras más cerca entre los componentes, lo que reduce la pérdida por fricción y las caídas de presión.

Este equipo es gobernado por el sistema hidráulico principal apoyado por un control principal para los elementos, los motores de traslación y el motor de giro; el sistema hidráulico de pilotaje suministra aceite a las bombas principales, a la válvula de control principal, el sistema electrónico del motor y bomba, y el sistema de intercambio de calor del aceite hidráulico que suministra aceite al motor del ventilador para mantener la temperatura de operación.

### **III. METODOLOGÍA**

#### **3.1. Tipo y diseño de investigación**

##### **Tipo de investigación:**

Nuestra investigación es aplicada, de acuerdo a Concytec (2018). La investigación aplicada es el tipo de investigación en la cual el problema está establecido y es conocido por el investigador, por lo que aplica la investigación para dar respuesta a preguntas específicas, en el caso de nuestra investigación, el problema son los costos de mantenimiento en maquinaria pesada y se busca aplicar el Machine Learning para reducir costos.

##### **Diseño de investigación:**

El desenlace se realizó en un entorno natural, se trabajó con un solo equipo teniendo un mejor control de análisis. El diseño de investigación que se utilizó en este estudio es experimental ya que la variable costo puede ser alterada por la aplicación de machine learning.

#### **3.2. Variables y operacionalización**

##### **Variable 1:**

El costo de mantenimiento se da en muchos aspectos, incluyendo al mantenimiento directo, la degradación del equipo, la pérdida de producción y los costos de mantenimientos excesivos. Es un elemento fundamental en el ciclo de vida útil de los equipos Bazán (2018).

##### **Variable 2:**

El aprendizaje automático o aprendizaje máquina, es conocido en ingeniería como Machine Learning, este usa un tipo de lectura de algoritmos matemáticos automatizados para descifrar resultados descriptivos, predictivos y prescriptivos en una base de datos iniciales, llegando a predecir el valor de las variables deseadas midiendo las observables, modelando la relación de un conjunto de variables medidas (entradas) y otro grupo de variables relacionadas con estas (salidas) (Brown, 2018).

### 3.3. Población muestra y muestreo

#### Población:

- Excavadoras hidráulicas Caterpillar 374F de compañías mineras en el Perú.

#### Muestra:

- Una excavadora hidráulica Caterpillar 374F de un centro minero.

#### Muestreo:

- No probabilístico por conveniencia.

### 3.4. Técnicas e instrumento de recolección de datos

Tabla 3: Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Técnicas	Instrumentos
Análisis documental.	Fichas de registros.
Observación.	Guía de observación.

Fuente: elaboración propia

#### Instrumentos de recolección de datos

- Historial de averías del sistema hidráulico de implementos.
- Informes técnicos de sistema hidráulico del equipo.
- Ordenes de compras de componentes hidráulicos del sistema de implementos.
- Data de presión en cilindros hidráulicos de implementos.
- Monitor de navegación del equipo.

### 3.5. Procedimientos

Para tener conocimiento sobre el estado actual del sistema hidráulico de la máquina a estudiar, se solicitó a la empresa el historial de averías del sistema hidráulico de dicha máquina, el cual nos da un alcance de forma general, también para tener conocimiento de los antecedentes de dicha máquina se requirió los informes técnicos con respecto al sistema hidráulico del equipo; por otro lado para el siguiente estudio se requiere información de los gastos económicos del sistema hidráulico, para ello, se solicitó la información de órdenes de compra de componentes hidráulicos del sistema, asimismo, en este estudio de investigación se aplicara el software Google Colab para predecir fallas en el sistema hidráulicos de implementos, para ello es necesario e importante el uso de datos

de presión de los cilindros hidráulicos mediante el monitor de navegación del equipo.

### **3.6. Método de análisis de datos**

Con la técnica de análisis documental, extraemos los registros de la empresa, para tener un panorama general del estado actual de los equipos y los gastos realizados en los mantenimientos preventivos y correctivos. Se realizó la observación de la máquina a estudiar con respecto al sistema hidráulico de implementos para así verificar alguna anomalía que se encuentra en dicho sistema que puedan estar registrados en el historial de averías.

### **3.7. Aspectos éticos**

El investigador se compromete a respetar la veracidad y exactitud de los resultados, direccionado por sus valores y principios éticos y morales, con el fin de evitar cualquier hecho o situación de ocasionar un conflicto ético.

#### IV. RESULTADOS

##### 4.1. DIAGNÓSTICO DE COSTOS DE MANTENIMIENTO DE MAQUINARIA PESADA ACTUAL

Los costos de mantenimiento de la excavadora CAT expresado en dólares por hora se rigen por un patrón que da el fabricante, pues es un costo que patrón ellos estiman dentro del uso razonable y que permite que sus equipos compitan con otras marcas. Esta es también la razón por la que prestan servicio técnico. Los costos se dan en horas, porque el desgaste se da por hora de funcionamiento, en este caso por el uso del sistema hidráulico de la excavadora hidráulica. El costo de alquiler del equipo es de 150 dólares la hora.

Tabla 4: Costo/hora de alquiler de la excavadora Caterpillar 374F.

Descripción del equipo	Marca	Modelo	Año fab.	Costo/hora (\$)
Excavadora	Caterpillar	374F	2016	150.00

Fuente: elaboración propia.

##### Registro de la unidad

Se describe en forma detallada la maquinaria pesada de extracción de minerales, registrándose el código de mina, código interno, descripción del equipo, marca, año de fabricación y la serie del equipo. En la tabla siguiente se detalla el registro de la maquinaria pesada hidráulica.



Figura 10: Placa de identificación del equipo pesado

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

Tabla 5: Registro de la excavadora Caterpillar 374 F.

N°	Cod mina	Cod interno	Descripción del equipo	Marca	Modelo	Año fab.	Serie equipo
16	#0089	#03	EXCAVADORA	CATERPILLAR	374F	2016	MFL00249

Fuente: elaboración propia.

### Documentación técnica

se recopila la documentación técnica sobre los costos de mantenimiento de la maquinaria pesada; con el propósito de conocer los gastos de cada sistema y componentes del equipo.

Tabla 6: Costos de mantenimiento por partida de la excavadora Caterpillar 374F.

	US\$/h presupuestado	US\$/h Gastado	US\$/h Diferencia	%
B001 - Reparación de bucket - barrenados.	2.00	2.34	0.34	12%
G001 - GETs	0.62	0.76	0.45	23%
J001- Combustibles	3.02	3.53	0.81	9%
K001- Lubricantes y grasas	0.22	0.30	0.09	14%
L001 - Servicios (partes/filtros)	0.22	0.22	0.00	0%
N001 - Tren de rodamiento	-	-	-	
H001- Sistema hidráulico	5.23	6.32	1.09	22%
P001 - Reparaciones menores	0.56	0.65	0.08	5%
D001 - Depreciación	3.55	4.75	1.53	12%
D002 - Interés	-	-	-	
D003 - Seguros	0.03	0.04	0.00	4%
	-	-		
<b>TOTAL</b>	<b>15.45</b>	<b>18.91</b>	<b>4.39</b>	<b>100%</b>

Fuente: Caterpillar.

En la tabla 6 se aprecia los costos de mantenimiento, referido a los costos estándar dados por Caterpillar.

B000 - Es la partida relacionada a la reparación de bucket - barrenados. Se incluyen todas

las actividades relacionadas con la reparación de implementos, buckets, refuerzos, trabajos de barrenados en alojamientos. El costo en esta partida es de US\$ 2.0 dólares por hora, se aprecia que es US\$ 0.34 más de lo presupuestado (10% de exceso sobre lo previsto).

G000 - GETs: Esta partida refiere a las actividades relacionadas a los elementos de desgaste como son puntas, seguros, protectores de labio. El costo en esta partida es de US\$ 0.62 dólares por hora, se aprecia que es US\$ 0.45 más de lo presupuestado (27% de exceso sobre lo previsto).

J000 - Combustibles: Esta partida se ha destinado al consumo de combustible por hora de las excavadoras. El costo en esta partida es de US\$ 3.02 dólares por hora, se aprecia que es US\$ 0.81 más de lo presupuestado (10% de exceso sobre lo previsto).

K000- Lubricantes y grasas: En esta partida se registran todos los consumos relacionados a lubricantes (grasas y aceites) por actividades de correctivos, planificados, rellenos, engrase diario del equipo. El costo en esta partida es de US\$ 0.22 dólares por hora, se aprecia que es US\$ 0.009 más de lo presupuestado (9% de exceso sobre lo previsto).

L000- Servicios (partes y filtros): Esta partida se carga todo lo relacionado con los filtros, repuestos relacionado a la actividad de mantenimiento preventivo. El costo en esta partida es de US\$ 0.63 dólares por hora, se aprecia que es US\$ 0.005 más de lo presupuestado (9% de exceso sobre lo previsto).

N000 - Tren de rodamientos: Esta partida no contempla los costos actuales, esto está relacionado a que el sistema Under Carrier (sistema de carrilería) del equipo con una duración proyectada de 30 000 horas.

H001 – Sistema hidráulico: engloba los componentes del sistema hidráulico en la articulación de sus implementos (cucharón, brazo y pluma), el costo de partida es US\$ 5.23 por hora, y se observa un sobre costo de US\$1.09, reflejando en un 22%.

P000 - Reparaciones menores: Esta partida contempla los costos relacionados a reparaciones de componente menores y de los backlogs, El costo en esta partida es de US\$ 0.59 dólares por hora, se aprecia que es US\$ 0.08 más de lo presupuestado (5% de exceso sobre lo previsto).

D0001- Depreciación: Esta partida contempla la depreciación del activo por hora, operación está valorizada en US\$ 47,80 la hora.

D003- Seguros: Esta partida se considera los gastos relacionados con los seguros exigido por ley para el uso y operación del equipo en operaciones mineras, contempla un costo de US\$ 4 dólares por hora de trabajo de equipo.

### **Parámetros del mantenimiento preventivo**

Para conocer el desarrollo económico del equipo, es necesario entender la información técnica de la maquinaria para saber los gastos planificados y establecidos por el fabricante como es el manual de operación y mantenimiento de la máquina y el historial de fallos. Estos parámetros del mantenimiento preventivo permiten determinar un plan de actividades intermitentes durante la vida útil del equipo.

Para realizar las actividades de mantenimiento de cada intervalo consecutivo, hay que realizar también todas las tareas del intervalo anterior.

Actividades cada 250 horas de servicio:

- Reemplazar filtro elemento primario de combustible (separador de agua)
- Reemplazar filtro elemento secundario de combustible
- Reemplazar filtro de aceite de motor de combustión
- Reemplazar filtro de aire primario y secundario
- Inspeccionar cadenas de remoción de contrapeso
- Revisar nivel de aceite de mando final
- Lubricar cojinetes de rotación
- Revisar nivel de aceite de mando de rotación

Actividades cada 500 horas de servicio:

- Inspeccionar, ajustar y/o reemplazar correa del ventilador
- Revisar nivel de aceite de mando de rotación
- Reemplazar elemento de filtro de sistema hidráulico
- Reemplazar filtro de aceite del sistema hidráulico

Actividades cada 2000 horas de servicio:

- Inspeccionar/ajustar inyector unitario electrónico

- Revisar juego de válvulas del motor de combustión y sincronización del inyector de combustible
- Inspeccionar rotadores de válvula
- Cambiar aceite del mando final
- Reemplazar filtro de aceite del sistema hidráulico de retorno al tanque
- Lubricar engranajes de rotación

Tabla 7: Programa de mantenimiento de la excavadora 374F.

Programa de mantenimiento								
Mantenimiento	PM1	PM2	PM1	PM3	PM1	PM2	PM1	PM4
Horas	250	500	750	1000	1250	1500	1750	2000

Fuente: Elaboración propia.

### Compras

El jefe de mantenimiento realiza el pedido de compras en coordinación del almacén y logística de la empresa. Los insumos, repuestos, materiales solicitados que no hay en stock, son solicitados por almacén para la compra, con el fin de cumplir con cada tipo de mantenimiento respectivo recomendado por el fabricante.

### Costos de mantenimiento

Para cada tipo de mantenimiento varían los costos, ya sea por el tiempo y frecuencia de cada actividad, en la siguiente tabla podemos observar los costos generales para cada tipo de mantenimiento.

### Costo de reparación del sistema de implementos

- Costo por hora del equipo: 150 dólares
- Costo balde de aceite hidráulico (5 gl) Caterpillar: 65 dólares
- Costo de mantenimiento: 130 dólares
- Costo de manguera hidráulica Caterpillar del cilindro del brazo: 427 dólares

Tabla 8: Costo de reparación de la manguera hidráulica del implemento.

<b>Costo de reparación – manguera hidráulica</b>	
<b>Datos</b>	<b>Valor (\$)</b>
Equipo con 5 hrs inoperativas	750
15 galones de aceite hidráulico	195
Costo de mantenimiento	130
Manguera hidráulica del brazo del implemento	427
Total	1,052

Fuente: elaboración propia.

El costo por reparación de una falla por rotura del sistema hidráulico del implemento del brazo de la excavadora hidráulica 374F Caterpillar, es de 1,502 dólares en cinco horas paradas del equipo y con 15 galones de aceite hidráulico Cat HYDO advanced 10, perdidos en el sistema. Asumiendo que esta falla ocurra una vez al mes, ya sea por la edad del activo, en los 12 meses solo en mangueras el sistema hidráulico de la excavadora tendrá un costo por reparación de 12,624 dólares aproximadamente.

Tabla 9: Costo de mantenimiento preventivo general.

<b>Facturación</b>	<b>Repuestos/ insumos</b>	<b>Fluidos</b>	<b>Costo de servicio</b>	<b>Costo por mant.</b>	<b># de eventos en 2000 horas</b>	<b>Costo total de mant.</b>
PM1	209.34	121.59	380.00	710.93	4	2,843.72
PM2	589.65	121.59	470.00	1,182.24	2	2,364.48
PM3	657.81	2,98.51	900.00	6,856.32	1	6,856.32
PM4	727.51	1,639.64	1,450.00	3817.15	1	3,817.15
Total (US\$)						15,881.67

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

Tabla 10: Costo de mantenimiento correctivo del sistema hidráulico.

<b>Falla</b>	<b>Descripción</b>	<b>Materiales</b>	<b>Costo total de mant.</b>
F1	Traba de cilindro hidráulico del cucharón	Retenes, aceite hidráulico, mangueras,	8,268.29
F2	Ruido anormal de la bomba hidráulica principal.	Evaluación, pruebas de flujómetro, desmontaje.	15,349.18
F3	Desprendimiento del vástago de cilindro del cucharón	Desmontaje, Cromado de vástago, montaje	4,471.93
F4	Bloqueo de motor de traslación	Reparación general	5,187.45
F5	Motores de giro quemados	Evaluación, Reparación general	11,748.67
F6	Rotura de manguera hidráulica del cilindro del brazo	Manguera hidráulica, aceite hidráulico 50w,	1,052
Total (US\$)			48,025.52

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

### Prestaciones del equipo

Tabla 11: Prestaciones del equipo del año 2019.

<b>N°</b>	<b>Indicadores de gestión</b>	<b>Abreviatura</b>	<b>Aplicación Actual</b>	<b>Rango Admisible</b>	<b>2019</b>
1	Operatividad	O	SI	>93%	92%
2	Disponibilidad	D	NO	>90%	82%
3	Tiempo medio entre paralizaciones	MTBF	NO	(60 a 80Hr)	20.26
4	Tiempo medio para reparar	MTTR	NO	(6 a 3 Hr)	4.32
5	% de trabajos programados	%TPR	NO	>60%	29%
6	Precisión de servicio	PS	SI	95%	94%
7	Costo de Mantenimiento	CM	SI	<15% FM	30 %
8	Facturación Total	FM	SI	Variable	US\$ 779,633.2

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

Tabla 12: Concepto de prestaciones del equipo.

Concepto	Mes	Año
Facturación Mensual (\$) 14.5 h diarias promedio	65,250	783,000
Costo de Mantto (\$)	14,968	179,616
% Costos de Mantto (<15%)	22%	22%
Disponibilidad (> 90 %)	80%	82%
Operatividad (> 93%)	93%	91%
Utilidad operativa	17,217	206,608

Fuente: Macomic SAC.

#### 4.2. ELABORAR UNA PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN DE MACHINE LEARNING

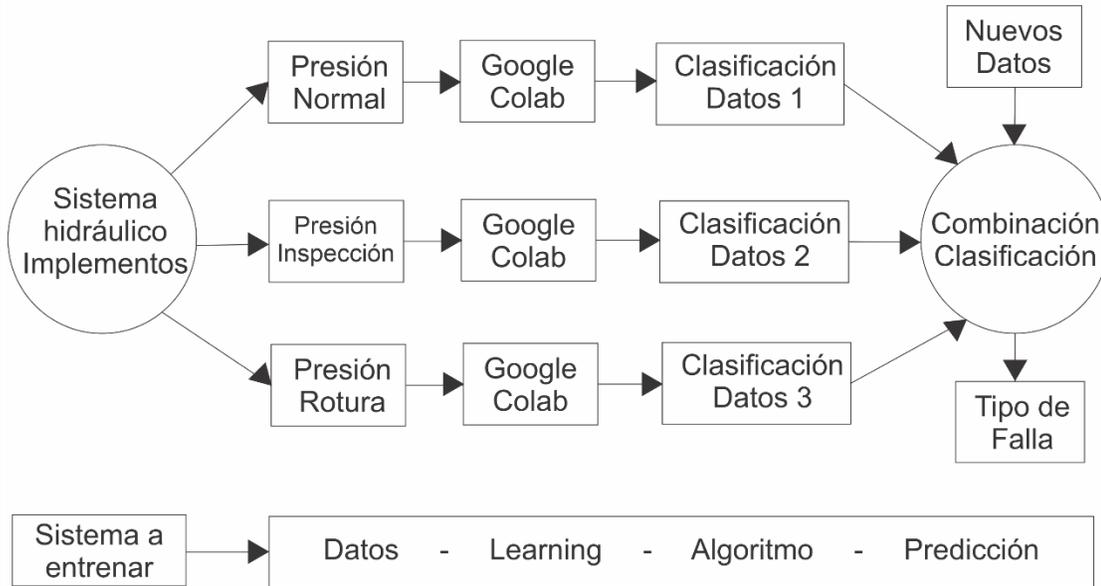


Figura 11: Esquema lógico de predicción de Machine Learning

fuente: Elaboración propia.

#### Aplicación del machine learning

Sobre la base de la información de fallas hidráulicas, se definieron los objetivos de minería de datos y la definición de problemas maduros. Este caso considera la predicción de fallas

de alarma y las causas raíz de falla de mangueras en el sistema hidráulico.

El siguiente objetivo basado en la comprensión del análisis de la correlación entre el comportamiento de la presión hidráulica combinada con la entrega de potencia hidráulica al brazo utilizando datos de los sensores.

Para obtener un objetivo claro de la siguiente definición de problema se estableció: predecir la vida útil restante en las mangueras del equipo pesado en lo que respecta a la presión hidráulica vinculada a la potencia entregada en el cucharón. Se necesita un modo de clasificación que pueda predecir la vida útil del de las mangueras de la maquinaria, mostrando la probabilidad de falla del sistema en su estado actual.

### Análisis de criticad

Tabla 13: Análisis de criticidad del sistema hidráulico del equipo.

Ítem	Descripción de la falla	Componente en falla	TPR (h/año)	Frecuencia (vez/año)	Costo unitario de mantenimiento (\$)
E1	Bomba hidráulica principal	bomba	12	14	8940
E2	Motores de traslación	motores	14	14	4900
E3	Control de válvulas principal	control	13	14	1920
E4	Motores de giro	motores	13	15	1430
E5	Cilindros hidráulicos (pluma)	cilindros	26	18	2465
E6	Cilindro hidráulico (brazo)	cilindro	26	31	3440
E7	Cilindro hidráulico (cucharón)	cilindro	26	28	2830
Total			60	75	25,925

Fuente: elaboración propia.

Tabla 14: Costo de mantenimiento en cada elemento del sistema hidráulico del equipo

Componente en falla	TPR (h/año)	Frecuencia (vez/año)	Costo unitario de mantenimiento (\$)
bomba	12	14	40602
motores	14	14	14900
control	13	14	21605
motores	13	15	35760
cilindros	26	18	21605
cilindro	26	31	28310
cilindro	26	28	40230

Fuente: elaboración propia

Tabla 15: Ponderaciones de frecuencias de fallas y criterios de la consecuencia del equipo.

Componente	Frecuencia (vez/año)	Costo unitario de mantenimiento (S/)	PONDERACIONES				
			Frecuencia de Falla (F.F)	Impacto Operacional (I.O)	Flexibilidad Operacional (F.O)	Costo de Mantenimiento (C.M)	Impacto de Seguridad y Medio Ambiente (ISMA)
Bomba hidráulica principal	14	35,000	2	2	1	2	3
Motores de traslación	9	14900	1	2	4	1	5
Control de válvulas principal	25	21605	2	2	4	1	4
Motores de giro	8	35760	2	2	2	2	5
Cilindros hidráulicos (pluma)	30	21605	3	3	1	3	3
Cilindro hidráulico (brazo)	45	28310	3	1	3	2	6
Cilindro hidráulico (cucharón)	25	40230	2	2	3	2	3

Fuente: elaboración propia.

Tabla 16: Nivel de Criticidad del equipo.

Componente	Consecuencia	Frecuencia	Criticidad	Nivel de Criticidad
Bomba hidráulica principal	24	2	48	No Crítico
Motores de traslación	40	1	40	No Crítico
Control de válvulas principal	64	3	192	Semi Crítico
Motores de giro	80	1	80	Semi Crítico
Cilindros hidráulicos (pluma)	81	3	243	Crítico
Cilindro hidráulico (brazo)	108	4	432	Crítico
Cilindro hidráulico (cucharón)	72	3	216	Crítico

Fuente: elaboración propia

Tabla 17: Ponderación de frecuencia de falla en función a la problemática de la excavadora 374F.

Ponderación	Frecuencia de Fallas (vez/año)	Frecuencia de Fallas (Matemática)	Frecuencia de Fallas (Problemática)
4	Elevado: mayor a 40 fallas/año	Mayor a 4X	Valor máximo de frecuencias de fallas por elemento (37) $4X=37 \quad X=9.25=9$ Elevado: Mayor a 36 fallas/año
3	Promedio: 20 - 40 fallas/año	De 2X a 4X	Promedio: 18 - 36 Fallas/año
2	Buena: 10 - 20 fallas/año	De X a 2X	Buena: 9 - 18 fallas/año
1	Excelente: menos de 10 fallas/año	Hasta X	Excelente: Menos de 9 fallas/año

Fuente: elaboración propia.

Tabla 18: Ponderación del costo de mantenimiento en función a la problemática del equipo

Ponderación	Costo de Mantenimiento (\$)
2	Mayor igual a \$ 25,925
1	Menor o inferior a \$ 25,925

Fuente: elaboración propia

Frecuencia	4	SC	SC	C	C	C
	3	SC	SC	SC	C	C
	2	NC	NC	SC	C	C
	1	NC	NC	NC	SC	C
		20	40	60	80	100
		Consecuencia				

Figura 12: Matriz de criticidad de las fallas del equipo.

Fuente: elaboración propia

### Análisis técnico - nivel 2 (AT2)

El análisis técnico de nivel dos, es muy importante para nuestra investigación ya que este nos proporcionara la información para ingresar a nuestra base de datos. Esta técnica se realiza al motor de combustión para comprobar que los valores establecidos por el fabricante estén dentro del rango para proporcionar las revoluciones por minutos (r.p.m.) y el torque adecuado para la bomba principal del sistema hidráulico del equipo, una vez comprobado y aceptado los valores tomados en las pruebas con los instrumentos de diagnóstico, se continua este análisis técnico con el sistema hidráulico.

"Rendimiento del motor: probar (velocidad del motor)"							
Condiciones				Especificaciones			
Motor	Posición del interruptor "AEC"	Posición del "selector de velocidad del motor"	Tiempo (en segundos)	Nueva	Reconstruir	Limite de servicio	Real
Sin carga	DESCONECTADA	10	0 a 5	1.600 ± 50 rpm		1.600 +50 - 200 rpm	
	DESCONECTADA	10	> 5	1.500 ± 50 rpm		1.500 + 50 - 200 rpm	
	CONECTADA	10	> 5	1.060 ± 50 rpm		1.060 ± 100 rpm	
	DESCONECTADA	1	> 5	1.000 ± 50 rpm		980 ± 100 rpm	
	Velocidad baja en vacío de un toque			> 0	1.060 ± 50 rpm		1.060 ± 100 rpm
Carga <sup>(1)</sup>	DESCONECTADA	10	> 3 a 5	1.600 ± 50 rpm	≥ 1.500 rpm	≥ 1.400 rpm	
Desplazamiento <sup>(2)</sup>	DESCONECTADA	10	0 a 5	1.550 ± 50 rpm		≥ 1.400 rpm	
Desplazamiento <sup>(3)</sup>	DESCONECTADA	10	> 10	1.700 ± 50 rpm		≥ 1.400 rpm	

Figura 13: Rendimiento y prueba de velocidad del motor de la excavadora 374F.

Fuente: Sistema de información segura de Caterpillar (SIS CAT)

Las RPM y salida de par correspondiente del motor para cada posición del selector de velocidad del motor (condición sin carga)				
Posición del selector de velocidad del motor	Modalidad de potencia hidráulica alta		Modalidad económica	
	Rpm del motor	Salida de par (%)	Rpm del motor	Salida de par (%)
1	1.000	49,0	1.000	49,0
2	1.060	49,0	1.060	49,0
3	1120	54,0	1120	54,0
4	1.180	63,0	1.180	63,0
5	1.250	76,0	1.250	70,0
6	1.340	84,0	1.340	75,0
7	1.430	91,0	1.430	78,0
8	1.500	95,0	1.500	82,0
9	1.550	98,0	1.550	82,0
10	1.600	100,0	1.600	82,0

Figura 14 Pruebas de rpm y salida de par del motor de la excavadora 374F.

Fuente: Sistema de información segura de Caterpillar (SIS CAT)

Tabla 19: Parámetro de la evaluación del motor de la excavadora 374F.

Pruebas de rendimiento del motor			
Datos registrados	Valor tomado	Valor corregido	comentario
R.p.m del motor alta en vacío.	1650 r.p.m	-	ok
R.p.m del motor baja en vacío.	1059 r.p.m	-	ok
Presión del lubricante en altas r.p.m.	70 psi	-	ok
Presión del lubricante en bajas r.p.m.	65 psi	-	ok
Presión de refuerzo.	19 psi	-	ok
Presión de combustible.	91 psi	-	ok
Temperatura entrada refrigerante al motor.	171°F	-	ok
Temperatura salida refrigerante al motor.	178°F	-	ok
Temperatura del lubricante.	190°F	-	ok
Presión de gases en el cárter.	0,5 "H2O	-	ok

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

En la tabla anterior se puede observar que los valores son aceptados porque están dentro de los parámetros estructurados por el fabricante, asimismo se continua el análisis técnico en el sistema

hidráulico del equipo, puntualmente para nuestro propósito, nos referimos al sistema de implementos (líneas de mangueras del cilindro de pluma, brazo y cucharón.)

<b>ESPECIFICACIONES</b>		
<b>1.- Válvula de Alivio Principal ( Ajuste Alto )</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	(5366 ± 73 psi)	ok
<b>2.- Válvula de Alivio Principal ( Ajuste Bajo )</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	(5076 ± 73 psi)	ok
<b>3.- Tubería del cilindro de la Pluma (Head end)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	38500 ± 500 kPa (5584 ± 73 psi)	ok
<b>4.- Tubería del cilindro del Brazo (Rod end)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	38500 ± 500 kPa (5584 ± 73 psi)	ok
<b>5.- Tubería del cilindro de la Pluma (Rod end)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	38500 ± 500 kPa (5584 ± 73 psi)	ok
<b>6.- Tubería del cilindro del Brazo (Head end)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	38500 ± 500 kPa (5584 ± 73 psi)	ok
<b>7.- Tubería del cilindro del Cucharón (Head end)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	38500 ± 500 kPa (5584 ± 73 psi)	ok
<b>8.- Tubería del cilindro del Cucharón (Rod end)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	38500 ± 500 kPa (5584 ± 73 psi)	ok
<b>9.- Motor de Giro derecho</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	31300 ± 500 kPa (4540 ± 73 psi)	ok
<b>10.- Motor de Giro izquierdo</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	30100 ± 500 kPa (4366 ± 73 psi)	ok
<b>11.- Válvula de alivio cruzada de desplazamiento izquierda (avance)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	39250 ± 1500 kPa (5693 ± 218 psi)	ok
<b>12.- Válvula de alivio cruzada de desplazamiento izquierda (retroceso)</b>		
	<i>Especificación</i>	<i>Valor Registrado</i>
	39250 ± 1500 kPa (5693 ± 218 psi)	ok

Figura 15: Pruebas de presiones del sistema hidráulico de la excavadora 374F

Fuente: Sistema de información segura de Caterpillar (SIS CAT)

En la tabla anterior se muestra las presiones necesarias para el desarrollo óptimo del sistema hidráulico de la maquinaria pesada en la extracción de minerales.

### Descripción de datos

Es importante mencionar que el equipo es del año 2016 y cuenta con más de 20,000 horas de trabajo continuo en la extracción de minerales en el proyecto minero Summa Gold – El Toro.



Figura 16: Horómetro de la excavadora 374F.

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro.

La obtención de los datos de presiones hidráulicas en el sistema de implementos de la excavadora 374F Caterpillar, lo vamos a extraer del sistema monitor de navegación de lectura del equipo. Las presiones de las mangueras de cilindro de la pluma, brazo y cucharón, se muestra en la tabla siguiente, los datos están en el anexo 03.

Tabla 20: Muestra de datos de presión en las mangueras de los cilindros hidráulicos.

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharón
1/04/2020	05:00	5,591	5,601	5,589
1/04/2020	06:00	5,513	5,541	5,599
1/04/2020	07:00	5,523	5,619	5,607
1/04/2020	08:00	5,515	5,640	5,578
1/04/2020	09:00	5,545	5,531	5,569
1/04/2020	10:00	5,553	5,565	5,581
1/04/2020	11:00	5,519	5,632	5,626
1/04/2020	12:00	5,587	5,609	5,627
1/04/2020	13:00	5,634	5,648	5,632
1/04/2020	14:00	5,577	5,598	5,594
1/04/2020	15:00	5,603	5,612	5,584
1/04/2020	16:00	5,556	5,693	5,521
1/04/2020	17:00	5,596	5,628	5,586
1/04/2020	18:00	5,628	5,629	5,599

Fuente: Macomic SAC – proyecto minero Summa Gold – El Toro

La falla o desgaste significativo de manguera es cuando la presión presenta fluctuaciones ya sea por tiempo de vida útil, error de fabricación o error de operación del equipo, en este caso por tener el equipo más de 20,000 horas de operación, también se considera la abrasión y la erosión de la manguera. La presión operativa que afecta a la manguera es mayor a 5,658 psi. Para el caso investigación de predicción de falla por machine learning, seleccionaremos la manguera hidráulica del cilindro del brazo, tomaremos como dato la presión hidráulica registrada en el monitor de navegación.

### **Desarrollo de la aplicación**



Figura 17: Proceso de Machine Learning.

Fuente: Elaboración propia.

### **Preparación de datos**

Los datos para subir a Google Colab, deben tener denominación (.CSV), los cuales tenemos datos de: ítem, fecha, hora, implemento, presión y falla.

datos_de_presiones						
Item	Fecha	Hora	Implemento	Presión	Falla	
0	1	1/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,601	1
1	2	1/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,541	1
2	3	1/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,619	1
3	4	1/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,640	1
4	5	1/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,531	1
...	...	...	...	...	...	...
415	416	30/04/2020	14:00	manguera del brazo	5,607	1
416	417	30/04/2020	15:00	manguera del brazo	5,578	1
417	418	30/04/2020	16:00	manguera del brazo	5,569	1
418	419	30/04/2020	17:00	manguera del brazo	5,584	1
419	420	30/04/2020	18:00	manguera del brazo	5,521	1

420 rows x 6 columns

Figura 18: Datos de presiones de la manguera del cilindro hidráulico de la excavadora 374F

Fuente: Google Colab.

En la figura 18, en la columna de falla, clasificamos los tipos de fallas a considerar:

- Falla 1: Normal
- Falla 2: Inspección
- Falla 3: Rotura

Esta clasificación permitirá a Google Colab seleccionar matemáticamente el tipo de falla con datos válidos.

```

datos_de_presiones["Implemento"]

0    manguera del brazo
1    manguera del brazo
2    manguera del brazo
3    manguera del brazo
4    manguera del brazo
...      ...
415  manguera del brazo
416  manguera del brazo
417  manguera del brazo
418  manguera del brazo
419  manguera del brazo

Implemento: implemento, Length: 420, dtype: object

```

Figura 19: Manguera hidráulica como implemento de la excavadora 374F.

Fuente: Google Colab.

En la figura 19, se observa que el implemento que se va a predecir es la manguera del brazo de la excavadora 374F Caterpillar con 420 datos de información.

```

datos_de_presiones.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 420 entries, 0 to 219
Data columns (total 6 columns):
#   column      Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Item        420 non-null    int420
1   Fecha       420 non-null    float
2   Hora        420 non-null    float
3   Implemento  420 non-null    object
4   Presion     420 non-null    float
5   Falla       420 non-null    object

Implemento: implemento, Length: 420, dtype: object
memory usage: 6.9+ KB

```

Figura 20: Preparación y clasificación de los 420 datos.

Fuente: Google Colab.

En la figura 20, el software analiza y clasifica los 420 datos, de manera de válidos, numéricos y de entrada.

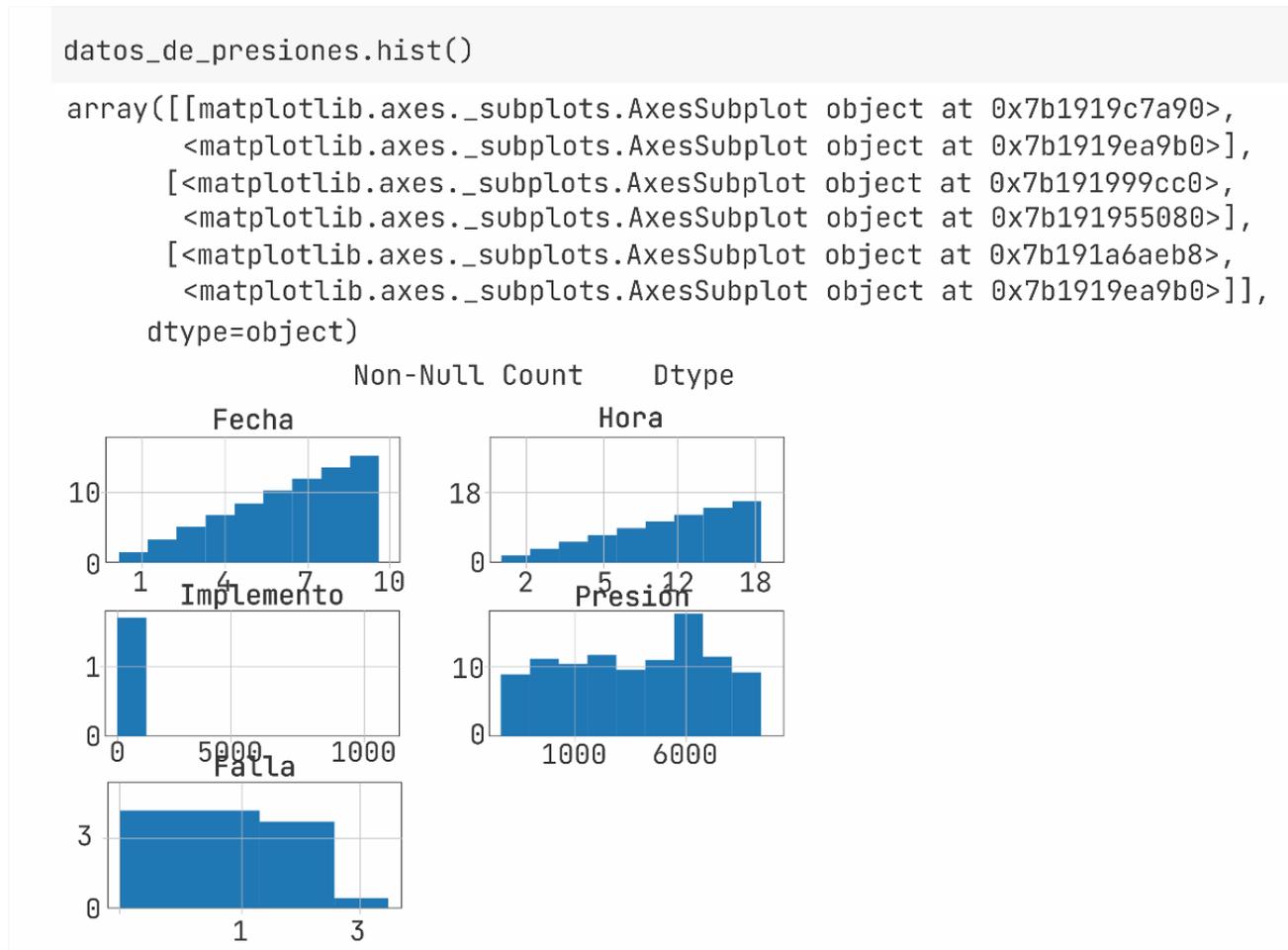


Figura 21: Histograma de las cinco columnas de datos ingresado al software.

Fuente: Google Colab.

En la figura 21, observamos la representación gráfica de la distribución de los valores de los datos en forma de barras de la fecha, hora, implemento, presión y falla.

En la gráfica de fecha y hora, se observa que aumenta de forma gradual los días y el tiempo en horas. El software describe en el cuadro de implemento a una sola variable ya que esta es únicamente la manguera del brazo de la excavadora; mientras que en la presión se presenta fluctuaciones referidos a la presión y finalmente en la grafica de falla, se puede representar los tres niveles (1, 2 y 3) de normal, inspección y rotura de manguera hidráulica de la excavadora 374F Caterpillar.

```
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(x = datos_de_presiones['Fecha'], y=datos_de_presiones['Falla'])
plt.title('Fecha Vs Falla')
plt.xlabel('Fecha')
plt.ylabel('Falla')
plt.show()
```

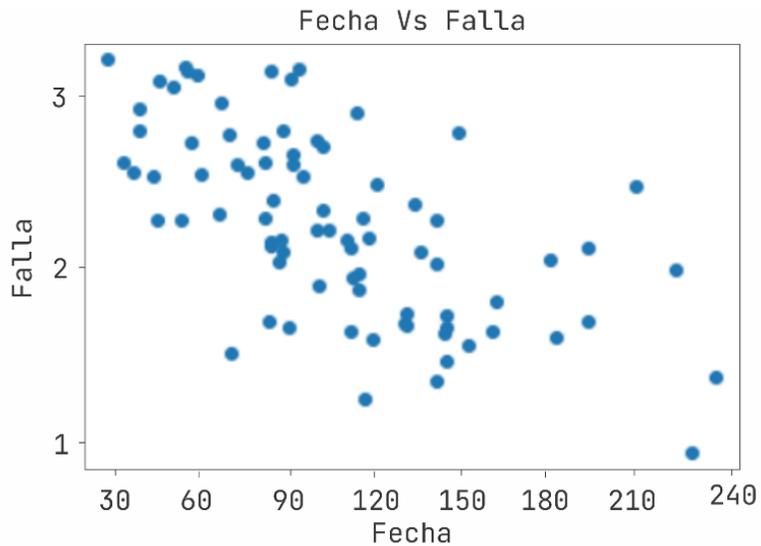


Figura 22: Preparación de datos de Fecha vs. Falla en gráfico.

Fuente: Google Colab.

Se vio el proceso de preparación de datos de fecha vs falla en figura 22, pudiendo clasificar el tipo de aprendizaje supervisado ya que tenemos dato de entrada para obtener datos de salida en este modelo de preparación.

```
plt.scatter(x = datos_de_presiones['Hora'], y=datos_de_presiones['Falla'])  
plt.title('Hora Vs Falla')  
plt.xlabel('Hora')  
plt.ylabel('Falla')  
plt.show()
```

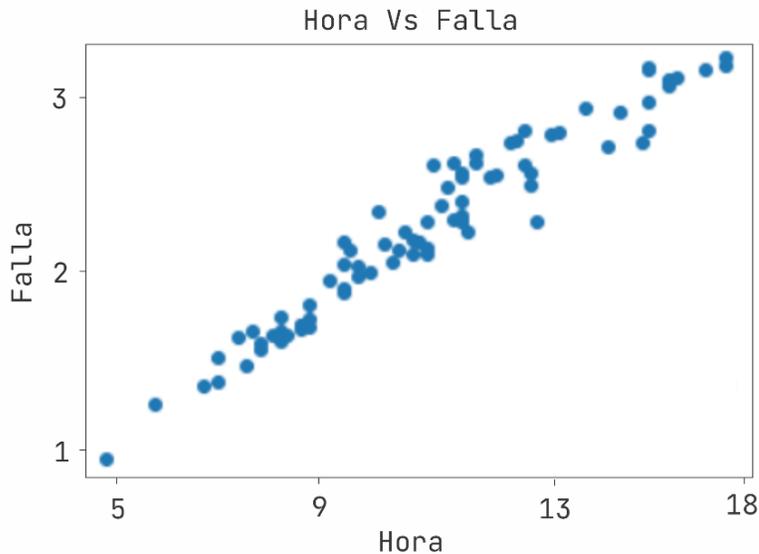


Figura 23: Preparación de datos de Hora vs. Falla en gráfico.

Fuente: Google Colab.

La representación gráfica se observa en la figura 23, que el algoritmo se va modelando para predecir el comportamiento del proceso ante nuevas entradas de información futuras, ya que si deseamos obtener más precisión de predicción sería necesario ingresar más datos para una lectura de predicción más exacta.

```
plt.scatter(x = datos_de_presiones['Presion'], y=datos_de_presiones['Falla'])
plt.title('Presion Vs Falla')
plt.xlabel('Presion')
plt.ylabel('Falla')
plt.show()
```

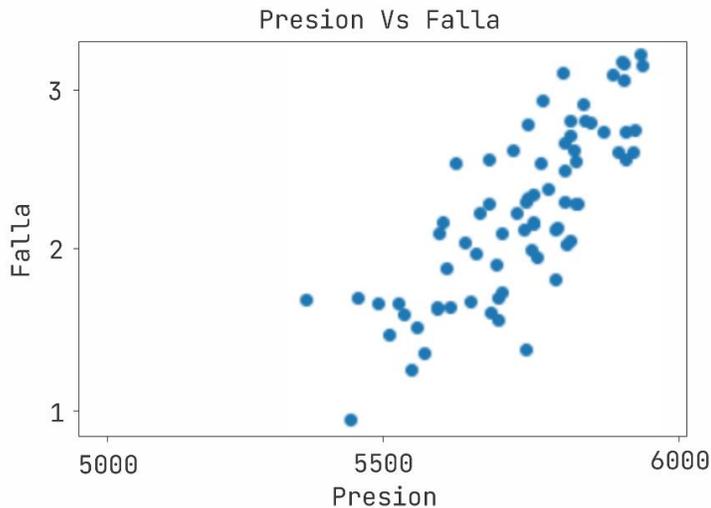


Figura 24: Preparación de datos de Presión vs. Falla en gráfico.

Fuente: Google Colab.

En la figura 24, se observa que la elevación de presión a 6000 psi se presenta una falla de nivel 3 (rotura de manguera hidráulica) del sistema de implemento del brazo del equipo.

### Entrenamiento del modelo

En este proceso se entrenó un modelo de regresión lineal (linear regression), siendo uno de los modelos mas simples de entrenar en el proceso de predicción de datos. El entrenamiento del modelo se realiza con todos los datos subidos a Google Colab.

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
modelo = LinearRegression()
modelo.fit(datos_entrenamiento,etiquetas_entrenamiento)
```

```
LinearRegression(copy_X=true, fit_intercep_true, n_jobs_None, normalize_false)
```

Figura 25: Proceso de modelos de regresión lineal.

Fuente: Google Colab.

## Predicciones

En esta etapa final del modelo de machine learning, vemos las predicciones del proceso de datos de presión de la manguera del cilindro hidráulico de implemento de la excavadora hidráulica de extracción de minerales.

```
predicciones = modelo.predict(datos_test)
predicciones

array([5693, 5675, 5765, 5681, 5762, 5689,
       5689, 5709, 5693, 5711, 5698, 5708,
       5665, 5659, 5740, 5765, 5684, 5772,
       5932])
```

Figura 26: Predicciones del modelo sobre las distintas variables de presión.

Fuente: Google Colab.

Observamos en la figura 26, las distintas presiones seleccionadas por el software para ajustarlas a un porcentaje de error en la predicción de la falla en el sistema de implemento hidráulico.

```
import numpy as np
from sklearn.metrics import mean_squared_error
error = np.sqrt(mean_squared_error(datos_de_presiones, predicciones))
print("Error porcentual : %f" % (error*100))
error porcentual : 11.030345
```

Figura 27: Resultado de predicción sobre los datos de presiones del sistema hidráulico.

Fuente: Google Colab.

Al ejecutar una nueva predicción para una falla del sistema hidráulico de implementos, se obtiene que el porcentaje de error es del 11%, resultando este valor de los 420 datos importados a Google Colab.

```
nueva_falla = pd.DataFrame(np.array([[59/04/2020, 17:00, 5932, 3]]), columns=['Fecha', 'Hora', 'Presion', 'Falla'])
nueva_falla
```

	Fecha	Hora	Presion	Falla
0	59/04/2020	17:00	5932	3

Figura 28: Resultado de la predicción del sistema de implemento de la excavadora hidráulica 374F.

Fuente: Google Colab.

Finalmente tenemos en la figura 28, el resultado del proceso de modelación de machine learning para el sistema hidráulico de implemento de la excavadora 374F Caterpillar, teniendo como predicción de falla lo siguiente:

Fecha: 59/04/2020, que viene a la fecha real 29/05/2020

Hora: 17:00

Presión: 5932 psi

Nivel de falla: 3 (rotura de manguera hidráulica)

El margen de error es del 11%, esto equivale a 3,3 días de pronóstico erróneo.

#### 4.3. EVALUAR EL COSTO BENEFICIO DE LA IMPLEMENTACIÓN DE MACHINE LEARNING.

Si la empresa adaptar este sistema de predicción de fallas por machine learning, requeriría lo siguiente:

Tabla 21: Costo de reparación de la manguera hidráulica del implemento.

<b>Costo de aplicación de Machine Learning</b>			
<b>Datos</b>	<b>Valor (\$)</b>	<b>Costo Mensual</b>	<b>Costo Único</b>
Ingeniero	1,119.40	x	-
Asistente	731.70	x	-
Hardware	1,442.78	-	x
software	0.00	-	x
Internet	24.88	x	-
Impresora	130.00	-	x
Escritorio	65.00	-	x

Fuente: elaboración propia.

En la tabla 21, se especifica el valor económico de los costos únicos y mensuales de la adaptación de machine learning a la excavadora hidráulica, por lo tanto:

$$C.B = C.M - C.I$$

$$C.B = \$ 48,025.52 - \$ 24,149.54$$

$$C.B = \$ 23,875.98$$

Es decir, se reduce al 50.28% el costo de mantenimiento correctivo:

$$\% = \frac{\$24,149.54}{\$48,025.52}$$

$$\% = \mathbf{50.28}$$

Dónde:

C.B: Costo Beneficio.

C.M: Costo de Mantenimiento.

C.I: Costo de Implementación.

## V. DISCUSIÓN

A partir de hallazgos encontrados, se acepta la hipótesis general que establece que la implementación de machine learning reduce los costos de mantenimiento en maquinaria pesada en minería.

En esta investigación estuvo enfocada únicamente en sistema hidráulico de implementos y con 420 datos del sistema hidráulico referenciado a la manguera del cilindro del brazo, se logró reducir los costos de mantenimiento correctivos de la excavadora hidráulica 374F Caterpillar que opera en un centro minero en el Perú,

En la investigación de García (2020), hace uso del algoritmo de machine learning, denominado Clasificador de Naive Bayes Ingenuo, el cual se basa en el teorema de Naive Bayes, tiene como estudio de trabajo a una flota de máquinas PC-4000-6, que lo clasifica por sistemas (hidráulico, eléctrico, motriz, mecánico, lubricación y refrigeración), en la que concluye que el 80% de las fallas corresponden al sistema hidráulico, de esta manera se ha mejorado la gestión de datos de las fallas de mantenimiento con la creación de planes de mantenimientos eficaces, en este tema de investigación se propuso analizar el sistema hidráulico de la excavadora 374F Caterpillar en la extracción de minerales en la minera Summa Gold – El Toro, se aplicó el método de análisis de criticidad, de tal manera se identificó que los cilindros hidráulicos de implementos de la maquinaria pesada son críticos, de esa manera se puede comprobar que dicho sistema se encuentra con numerosas fallas imprevistas trabajando en una compañía minera.

Con respecto al tema de investigación de Valverde (2021), tiene como muestra motores hidráulicos Cat 3516B con 60,000 horas de operación, generando un gasto de \$1,250,000.00 dólares en mantenimiento, asimismo implemento el software Customer Communication Management (CCM), el cual proyectó un costo de mantenimiento en \$711,592.38 dólares en 75,499 horas de trabajo, de esta manera se mejoró la gestión de costos de mantenimiento y predecir el tiempo de reemplazo de los motores hidráulicos de la empresa minera. Por otra parte, en este estudio de investigación se tiene como muestra

la excavadora hidráulica 374F Caterpillar del año 2016 equivalente a 20,163,6 horas de operación, con una diferencia de 40,000 horas con respecto al estudio anterior, se tiene un costo de mantenimiento correctivo en \$ 48,025.52. Con la aplicación del software del Google Colab, se obtiene la disminución del 50.28% equivalente a \$ 23,875.98 del costo de mantenimiento correctivo, según estos resultados son semejantes en la reducción del costo de mantenimiento.

En el estudio de Castro (2019), hace mención que el costo por reparación por fallas de maquinaria pesada (palas para el carguío, excavadoras hidráulicas, perforadoras, tractores y camiones) están entre el 15 y 60% del costo de mantenimiento, asimismo hizo uso del registro de eventos de falla, presión, temperatura, voltaje, vibración, caudal, sonido, etc. para su investigación, y considero muy necesario la implementación del software machine learning para el mantenimiento de las maquinarias pesadas, además considera que es beneficioso al no requerir muchos especialistas para su aplicación, de igual manera proyectó una disminución de costo por reparación en \$ 300,000.00, en esta investigación se redujo los costos de reparación de fallas de la maquinaria pesada, con este estudio de investigación también se empleó el software Google Colab en maquinaria pesada de trabajos en minería el cual proyectó una reducción de costos de mantenimiento en un 50.28% equivalente a \$ 23,875.98 mediante su implementación.

En la investigación de Reveco (2019), tiene como estudio para los camiones mineros en Santiago de Chile de la marca Komatsu 930E utilizando la tecnología de machine learning, predijo los intervalos de fallas de los motores Diesel Cummins QSK60 HPI y Detroit MTU C11 de dichos camiones, en la que realizó algoritmos con los datos de análisis de aceite en el software Microsoft Azure Machine Learning Studio (Azure ML), en donde obtuvo resultados y/o predicciones que alargan los tiempos de reemplazo de aceite, reduciendo costos de mantenimiento preventivo, el cual logró predecir los intervalos de fallas de fallas de dichos motores diésel. Para esta investigación se tiene como estudio a la excavadora hidráulica 374F Caterpillar de aplicación minera, haciendo uso del software Google Colab en los cilindros de los implementos del brazo, cucharón y pluma correspondiente al sistema hidráulico, el cual predijo el tiempo que va a ocurrir la falla con un porcentaje de error del

11%, el cual permite reducir el costo de mantenimiento correctivo.

En el estudio de Ramírez (2019), de igual manera se dirigió al estudio en el sector minero, eligiendo el software machine learning como tecnología para la ejecución en el siguiente estudio, en el cual se concluye que la aplicación de dicho software machine learning es importante en equipos de movimiento de tierra mineros ya que la eficiencia y productividad de las máquinas de estudio son pilares fundamentales para incrementar la productividad en una empresa minera, asimismo se obtuvo resultados entre 12% y 30% de incremento en la producción, con un logro del 15% en la reducción del costo del mantenimiento, por lo tanto alcanzo que la empresa se mantenga como una industria competitiva. En este estudio de investigación de machine learning para reducir costos de mantenimiento en maquinaria pesada en minería, con la aplicación del software Google Colab a la excavadora hidráulica 374F Caterpillar aplicada en la extracción de minerales se concluyó que la reducción del costo de mantenimiento correctivo alcanza al 50.28%, de tal manera favorece en el incremento de la producción.

En el estudio de Jaramillo (2019), hace mención del análisis de fallas en lo motores de arranque de los camiones mineros Komatsu CAEX 930-EA, para ello aplico el software de modelación matemática Matlab en simulink y el filtro de partículas en Polyfit en donde se predijo los desgastes y para así poder implementar actividades de mantenimiento y evitar que ocurran las fallas, así mismo reducir os costos de mantenimiento y las para das no programadas en la producción, de esta manera logró desarrollar algoritmos para diagnosticar fallas en los motores de arranque de dichos camiones de estudio. Con respecto al siguiente estudio a diferencia del Matlab Simulink, se utilizó el software Google Colab para predecir las fallas imprevistas en la excavadora hidráulica 374F Caterpillar que opera en un centro minero, específicamente en los componentes hidráulicos, en donde se tuvo como resultado la reducción del costo de mantenimiento y la predicción de dichas fallas con un error del 11%, en lo que ayuda también a implementar nuevas actividades de mantenimiento preventivo, de esta manera evitar las paradas no programadas en la producción.

En la investigación de Yarin (2019), de igual manera hace mención del estudio de los camiones Komatsu 830E pertenecientes al sector minero en la que buscó mejorar el mantenimiento preventivo utilizando machine learning, en donde el sistema hidráulico resulto ser más crítico, en la que realizo el estudio del proceso de mantenimiento desde la gestión KPI's del registro histórico de fallas de las ruedas motrices, asimismo el uso de Matlab en donde tuvo como resultados mejorar el proceso de mantenimiento predictivo, aumento de la disponibilidad de las máquinas, en la cual mejoro el mantenimiento predictivo utilizando la técnica de machine learning aplicado a los camiones fuera de carreteras. De igual manera en este estudio de investigación haciendo uso del software Google Colab para el equipo pesado de la excavadora hidráulica 374F Caterpillar, se proyectó y/o predijo la falla imprevista, de esta manera se reduce el costo de mantenimiento, el incremento de la producción y mejorar el plan de mantenimiento actual.

En la investigación de Muñoz (2020), del sector minero haciendo análisis de los costos de mantenimiento mediante un sistema inteligente en los equipos pesados Terex RH90, camión Caterpillar 777F, en la flota dos, pala Komatsu H285S y camión Komatsu 510E y en la tercera flota, la pala Caterpillar 5130B y un camión Terex TR100, optó por aplicar el software TALPAC haciendo uso de información, fichas técnicas de la maquinaria pesada e indicadores de mantenimiento y tipo de maquinaria, logró reducir los costos en 14% en dichas máquina de estudio. De igual manera en la siguiente investigación de grado se realizó el análisis de falla al sistema hidráulico de la maquinaria pesada excavadora hidráulica 374F Caterpillar que opera en la extracción de minerales mediante el software Google Colab haciendo uso de datos de presiones hidráulicas en los sistemas de implementos de la maquinaria pesada, proyectando de esta manera el 50.28% de reducción de costos de mantenimiento correctivo.

## **VI. CONCLUSIONES**

6.1. Mediante el diagnóstico de costos de mantenimiento de la excavadora hidráulica 374F Caterpillar, se especifica los costos de mantenimiento correctivo de \$ 48,025.52 correspondiente al año 2020.

6.2. Con la aplicación del método de criticidad a los elementos hidráulicos la excavadora hidráulica 374F Caterpillar, se pudo clasificar en no críticos, semi – críticos y críticos, obteniendo como critico a los elementos hidráulicos (cilindro hidráulico de la pluma, cilindro hidráulico del brazo y cilindro hidráulico del cucharón)

6.3. Con la simulación del software Google Colab, se obtuvo la predicción de las fallas del sistema hidráulico de implementos del brazo, con un porcentaje de error del 11%.

6.4. Se proyectaron los costos de implementación del software Google Colab, el cual permitirá obtener un beneficio económico de \$ 23,875.98 al año equivalente al 50.28% del costo de mantenimiento correctivo, con una inversión de \$ 24,149.54 al año.

## **VII. RECOMENDACIONES**

7.1. Se recomienda para lograr una buena implementación de machine learning de reducir los costos de mantenimiento en maquinaria pesada en minería, capacitar siempre al personal sobre la funcionabilidad del equipo minero, y las fallas que a otro sistema puede ocurrir, ya que la aplicación de esta tecnología es nueva en el rubro de la maquinaria pesada y aun más de aplicación de extracción de minerales.

7.2. Respecto a los costos de mantenimiento siempre cumplir con los planes de mantenimientos establecidos por el fabricante para no complicar el funcionamiento correcto del equipo.

7.3. Recomendar a las empresas mineras implementar machine learning para mejorar la calidad de la maquinaria y aumentar el tiempo de vida útil de esta.

7.4. Se recomienda evaluar siempre el beneficio económico de la implementación de esta tecnología de aprendizaje automático, aunque si siempre se alimenta de mas datos del equipo, la predicción será con menos margen de error y por lo tanto se reducirá los gastos por mantenimientos del sistema hidráulico de implementos.

## REFERENCIAS

- **Barrientos. 2017.** *Mejora de la gestión de mantenimiento de maquinaria peada con la metodología AMEF.* Ingeniería, Universidad San Ignacio de Loyola. Lima : s.n., 2017. pág. 102.
- **Barroso. 2018.** *Modelo predictivo basado en machine learning de ordenes de trabajo riesgosas para mantenimiento de equipos mineros.* Santiago de Chile : s.n., 2018. pág. 101.
- **Bazan. 2018.** *PROYECTO DE MEJORA DEL MANTENIMIENTO PRODUCTIVO TOTAL (TPM) PARA REDUCIR LOS COSTOS DE MANTENIMIENTO EN LA EMPRESA SETRAMI SAC.* Trujillo : s.n., 2018.
- **Bazan, Eduardo. 2018.** *Proyecto de mejora del mantenimiento productivo total (TPM) para reducir los costos de mantenimiento en la empresa SETRAMI SAC. - Trujillo.* trujillo : s.n., 2018. Investigación.
- **Brito, Lucas, y otros. 2021.** *Un enfoque de inteligencia artificial explicable para la detección y el diagnóstico de fallas sin supervisión en maquinaria rotativa.* School of Mechanical Engineering, Federal University of Uberlandia. s.l. : Elsevier Ltd., 2021. pág. 21. 0888-3270.
- **Brown, Huddleston y. 2018.** *Analytics body of knowledge.* s.l. : John Wiley & Sons, 2018. ISBN de impresión: 9781119483212 / ISBN en línea: 9781119505914.
- **Camiper. 2019.** *Mantenimiento de Maquinaria Minera: control de calidad.* 2019.
- **Castro, Ramos y. 2019.** *Framework para la Deteccion Anticipada de Fallas de Equipos Mineros Mediante el Uso de Machine Learning.* Arequipa : s.n., 2019.

- **Contreras. 2019.** *Support Vector Machines for Classification.* s.l. : Towards data science, 2019.
- **Fernandez. 2019.** *Gestión de costos de mantenimiento y operación de equipos mineros basados en el mejoramiento de la vida útil de componentes.* Trujillo : s.n., 2019.
- **Garcia, Castro y. 2020.** *Desarrollo de un sistema insteligente para la adecuada gestión de mantenimiento en una flota de maquinas PC4000-6.* Piura : s.n., 2020.
- **Gillen, Stuart. 2020.** Reliabilityweb. [En línea] Asset condition information, 2020. <https://reliabilityweb.com/articles/entry/minimize-costs-through-machine-learning>.
- **Heredia. 2019.** *Análisis y pronóstico de la disponibilidad de la flota EH4000 de los camiones Hitachi de la empresa CHM Minería usando el lenguaje R.* 2019. pág. 56.
- **Ichi. 2021.** Ichi.pro. [En línea] 2021. <https://ichi.pro/es/introduccion-al-aprendizaje-profundo-207519969714766>.
- **Jaramillo. 2019.** *ANÁLISIS DE LA FACTIBILIDAD TÉCNICA DE LA IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN ALTERNADORES DE CAMIONES MINEROS DE LA MINA ANGLO AMERICAN, DIVISIÓN LOS BRONCES.* Santiago de Chile : s.n., 2019. pág. 65.
- **Mauricio, alejandro y OLARTE, percy. 2020.** *Implementación de Lean maintenance para optimizar los costos de mantenimiento de unidades en una empresa de transportes de carga pesada.* SJL 2020. Lima : s.n., 2020.
- **Montes, Guerra y. 2018.** *Relación entre la productividad, el mantenimiento y el reemplazo del equipamiento minero en la gran minería.* Medellín : s.n., 2018. pág. 8.

- **Muñoz. 2017.** *Implementación del software Tareo para mejorar el tiempo del seguimiento del mantenimiento preventivo y correctivo de maquinaria pesada, en la empresa ASSAC.* Cajamarca : s.n., 2017. pág. 160.
- **Muñoz, Cotrina y. 2020.** *ANÁLISIS DE RENTABILIDAD DE FLOTAS DE CARGUÍO Y ACARREO MEDIANTE EL USO DEL SOFTWARE TALPAC EN UNA UNIDAD MINERA DE LA REGIÓN LA LIBERTAD,* 2020. Cajamarca : s.n., 2020.
- **Nuela, Stalin y Larrea, Ángel. 2018.** *Reducción de cotos de mantenimiento mediante la aplicación de la ingeniería de la fiabilidad a los montacargas de pasillos estrechos en una empresa de servicios en el puerto marítimo de guayaquil.* Escuela superior politécnica de Chimborazo. Guayaquil : Revista Eumed, 2018. pág. 13, Artículo de Revista. ISSN:1696-8352.
- **Ramirez. 2020.** *ANÁLISIS DE LA ADOPCIÓN DE TECNOLOGÍAS DISRUPTIVAS EN LA MEDIANA MINERÍA SUBTERRÁNEA CHILENA.* Valparaíso - Chile : s.n., 2020.
- **Reveco. 2019.** *ANÁLISIS PREDICTIVO DE ACTIVOS MINEROS PARA OBTENCIÓN DE INTERVALO DE FALLA MEDIANTE ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING.* Santiago de Chile : s.n., 2019. pág. 101.
- **Rubio, Romero y. 2019.** *Mantenimiento predictivo por análisis de vibraciones para reducir costos de mantenimiento en COPEINCA S.A.C. – Chimbote,* 2019. Chimbote : s.n., 2019.
- **Santillan, Cueva y. 2020.** *Plan de mantenimiento preventivo para incrementar la confiabilidad de las maquinarias pesadas en la Municipalidad Distrital de San Marcos – Ancash,* 2020. Ancash : s.n., 2020.

- **Valverde. 2021.** *IMPLEMENTACIÓN DEL MÉTODO DE CONFIABILIDAD WEIBULL PARA DETERMINAR EL TIEMPO DE REEMPLAZO DE LOS MOTORES DIESEL EN EL YACIMIENTO MINERO JANGAS EN LA PROVINCIA DE HUARAZ.* Huaraz : s.n., 2021. pág. 96.
- **Yarin, Moscoso y. 2019.** *Mejora del mantenimiento predictivo utilizando la técnica de machine learning en matlab en los camiones mineros eléctricos Komatsu 830e y 930e de la compañía minera Antapaccay – Cusco.* Cusco : s.n., 2019.
- **Zamora. 2019.** *Reducción de costos en operación de maquinaria pesada en minera Yanacocha-Cajamarca mediante el incremento de la vida útil de neumáticos.* Cajamarca : s.n., 2019.
- **Indexación y selección de datos.** [https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user\\_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy](https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy)

## ANEXOS

### ANEXO 1. MATRIZ DE CONSISTENCIA

Problema general	Objetivo general	Hipótesis general
¿En qué medida la aplicación de machine learning permite reducir los costos de mantenimiento de maquinaria pesada en minería?	Evaluar la factibilidad técnica económica de implementar machine learning para reducir costos de mantenimiento en maquinaria pesada en minería.	Una aplicación basada en machine learning reduce los costos de mantenimiento en maquinaria en una empresa minera.
	<b>Objetivos específicos</b>	
	diagnosticar los costos de mantenimiento de maquinaria pesada actual.	
	elaborar una propuesta de implementación de machine learning.	
evaluar el costo beneficio de la implementación de machine learning.		

## ANEXO 2. MATRIZ DE OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala de medición
Costos de mantenimiento	El Costo de Mantenimiento se refiere al costo erogado por concepto de las tareas realizadas para conservar o restaurar un activo productivo a un estado específico de capacidad productiva confiable, , Paredes (2019).	El aumento de los costos de la empresa, va de la mano con los métodos a tomar en cuenta para la creación del plan de mantenimiento de la empresa, se asocian los costos de operación y mantenimiento y tiempos de reparación.	Costo directo	Costo de personal	Cuantitativa
				Costo de materiales y repuestos	
				Sub contratación	
				Activo fijo	
			Costo perdido de producción	Costo de parada	
				Nivel de producción	
Machine learning	El aprendizaje automático o aprendizaje máquina, es conocido en ingeniería como Machine Learning, este usa un tipo de lectura de algoritmos matemáticos automatizados para descifrar resultados descriptivos, predictivos y prescriptivos en una base de datos iniciales, llegando a predecir el valor de las variables deseadas midiendo las observables, modelando la relación de un conjunto de variables medidas (entradas) y otro grupo de variables relacionadas con estas (salidas) Brown, (2018).	Nivel de predicción de averías, fallas y eventos que se reducen en costos de mantenimiento y perdida de producción. Muy sobre el promedio, sobre el promedio, promedio y debajo del promedio.	Plataforma de datos	Marca	Intervalo
			Plataforma de análisis	Software	
			Recopilación de datos	Selección	
				Análisis	
				Procesamiento	
			Predicción	Tiempo de advertencia	
				Tiempo de prevención	
				Tiempo de solución	

### ANEXO 3. MATRIZ DE ANALISIS DE CRITICIDAD



Fuente: Sedisa, 2021

### ANEXO 4. FRECUENCIA DE FALLAS

Frecuencia de fallas	
Elevado mayor a 40 fallas /año	4
Promedio 20-40 fallas año	3
Buena 10-20 fallas/año	2
Excelente menos de 10 fallas/año	1

### ANEXO 3. DATA DE PRESIÓN EN CILINDROS HIDRÁULICOS DE IMPLEMENTOS

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
1/04/2020	05:00	5,591	5,601	5,589
1/04/2020	06:00	5,513	5,541	5,599
1/04/2020	07:00	5,523	5,619	5,607
1/04/2020	08:00	5,515	5,640	5,578
1/04/2020	09:00	5,545	5,531	5,569
1/04/2020	10:00	5,553	5,565	5,581
1/04/2020	11:00	5,519	5,632	5,626
1/04/2020	12:00	5,587	5,609	5,627
1/04/2020	13:00	5,634	5,648	5,632
1/04/2020	14:00	5,577	5,598	5,594
1/04/2020	15:00	5,603	5,612	5,584
1/04/2020	16:00	5,556	5,693	5,521
1/04/2020	17:00	5,596	5,628	5,583
1/04/2020	18:00	5,628	5,629	5,599
2/04/2020	05:00	5,619	5,581	5,632
2/04/2020	06:00	5,740	5,626	5,609

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
2/04/2020	07:00	5,531	5,627	5,626
2/04/2020	08:00	5,565	5,638	5,628
2/04/2020	09:00	5,636	5,565	5,629
2/04/2020	10:00	5,609	5,632	5,531
2/04/2020	11:00	5,626	5,609	5,565
2/04/2020	12:00	5,623	5,577	5,682
2/04/2020	13:00	5,632	5,603	5,609
2/04/2020	14:00	5,594	5,556	5,648
2/04/2020	15:00	5,591	5,596	5,565
2/04/2020	16:00	5,607	5,628	5,636
2/04/2020	17:00	5,578	5,675	5,609
2/04/2020	18:00	5,625	5,628	5,626
3/04/2020	05:00	5,629	5,601	5,628
3/04/2020	06:00	5,531	5,556	5,629
3/04/2020	07:00	5,565	5,609	5,581
3/04/2020	08:00	5,632	5,624	5,625
3/04/2020	09:00	5,609	5,589	5,632
3/04/2020	10:00	5,521	5,599	5,609
3/04/2020	11:00	5,586	5,607	5,626
3/04/2020	12:00	5,599	5,578	5,603
3/04/2020	13:00	5,565	5,569	5,556
3/04/2020	14:00	5,632	5,581	5,596
3/04/2020	15:00	5,709	5,626	5,628
3/04/2020	16:00	5,626	5,519	5,629
3/04/2020	17:00	5,589	5,545	5,581
3/04/2020	18:00	5,599	5,553	5,626
4/04/2020	05:00	5,607	5,519	5,627
4/04/2020	06:00	5,578	5,587	5,678
4/04/2020	07:00	5,569	5,634	5,565
4/04/2020	08:00	5,581	5,570	5,632
4/04/2020	09:00	5,626	5,603	5,609
4/04/2020	10:00	5,627	5,556	5,577
4/04/2020	11:00	5,632	5,596	5,603
4/04/2020	12:00	5,594	5,628	5,556
4/04/2020	13:00	5,584	5,619	5,596
4/04/2020	14:00	5,521	5,640	5,628
4/04/2020	15:00	5,586	5,531	5,609
4/04/2020	16:00	5,599	5,765	5,626
4/04/2020	17:00	5,632	5,632	5,627
4/04/2020	18:00	5,609	5,609	5,632

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
5/04/2020	05:00	5,626	5,626	5,594
5/04/2020	06:00	5,628	5,627	5,599
5/04/2020	07:00	5,629	5,635	5,607
5/04/2020	08:00	5,531	5,594	5,578
5/04/2020	09:00	5,565	5,599	5,619
5/04/2020	10:00	5,632	5,607	5,640
5/04/2020	11:00	5,609	5,681	5,531
5/04/2020	12:00	5,648	5,628	5,565
5/04/2020	13:00	5,565	5,629	5,632
5/04/2020	14:00	5,632	5,531	5,655
5/04/2020	15:00	5,609	5,565	5,626
5/04/2020	16:00	5,626	5,632	5,627
5/04/2020	17:00	5,708	5,609	5,632
5/04/2020	18:00	5,629	5,521	5,594
6/04/2020	05:00	5,581	5,586	5,599
6/04/2020	06:00	5,626	5,599	5,707
6/04/2020	07:00	5,632	5,565	5,578
6/04/2020	08:00	5,627	5,628	5,632
6/04/2020	09:00	5,626	5,619	5,609
6/04/2020	10:00	5,603	5,640	5,623
6/04/2020	11:00	5,556	5,534	5,628
6/04/2020	12:00	5,632	5,565	5,629
6/04/2020	13:00	5,609	5,632	5,531
6/04/2020	14:00	5,577	5,609	5,565
6/04/2020	15:00	5,603	5,626	5,637
6/04/2020	16:00	5,556	5,628	5,609
6/04/2020	17:00	5,596	5,762	5,648
6/04/2020	18:00	5,628	5,581	5,565
7/04/2020	05:00	5,609	5,626	5,531
7/04/2020	06:00	5,607	5,632	5,565
7/04/2020	07:00	5,578	5,609	5,632
7/04/2020	08:00	5,569	5,626	5,609
7/04/2020	09:00	5,581	5,603	5,648
7/04/2020	10:00	5,629	5,556	5,565
7/04/2020	11:00	5,627	5,632	5,632
7/04/2020	12:00	5,632	5,609	5,609
7/04/2020	13:00	5,594	5,562	5,626
7/04/2020	14:00	5,584	5,632	5,628
7/04/2020	15:00	5,521	5,609	5,629
7/04/2020	16:00	5,586	5,648	5,581

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
7/04/2020	17:00	5,699	5,565	5,634
7/04/2020	18:00	5,632	5,632	5,577
8/04/2020	05:00	5,609	5,609	5,603
8/04/2020	06:00	5,626	5,626	5,556
8/04/2020	07:00	5,628	5,628	5,596
8/04/2020	08:00	5,629	5,629	5,628
8/04/2020	09:00	5,531	5,689	5,713
8/04/2020	10:00	5,565	5,578	5,640
8/04/2020	11:00	5,632	5,569	5,531
8/04/2020	12:00	5,609	5,581	5,565
8/04/2020	13:00	5,648	5,626	5,632
8/04/2020	14:00	5,565	5,627	5,609
8/04/2020	15:00	5,632	5,632	5,626
8/04/2020	16:00	5,609	5,594	5,627
8/04/2020	17:00	5,626	5,584	5,632
8/04/2020	18:00	5,628	5,521	5,594
9/04/2020	05:00	5,629	5,586	5,599
9/04/2020	06:00	5,581	5,599	5,607
9/04/2020	07:00	5,622	5,632	5,578
9/04/2020	08:00	5,632	5,609	5,628
9/04/2020	09:00	5,609	5,626	5,629
9/04/2020	10:00	5,626	5,628	5,537
9/04/2020	11:00	5,578	5,629	5,565
9/04/2020	12:00	5,628	5,638	5,632
9/04/2020	13:00	5,629	5,565	5,609
9/04/2020	14:00	5,531	5,637	5,521
9/04/2020	15:00	5,565	5,709	5,586
9/04/2020	16:00	5,632	5,577	5,594
9/04/2020	17:00	5,609	5,603	5,565
9/04/2020	18:00	5,521	5,556	5,632
10/04/2020	05:00	5,581	5,596	5,609
10/04/2020	06:00	5,626	5,628	5,689
10/04/2020	07:00	5,627	5,609	5,640
10/04/2020	08:00	5,632	5,624	5,531
10/04/2020	09:00	5,594	5,603	5,565
10/04/2020	10:00	5,584	5,556	5,632
10/04/2020	11:00	5,521	5,596	5,609
10/04/2020	12:00	5,586	5,628	5,626
10/04/2020	13:00	5,599	5,693	5,627
10/04/2020	14:00	5,632	5,628	5,635

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
10/04/2020	15:00	5,609	5,603	5,594
10/04/2020	16:00	5,623	5,556	5,599
10/04/2020	17:00	5,628	5,609	5,607
10/04/2020	18:00	5,629	5,626	5,578
11/04/2020	05:00	5,531	5,632	5,628
11/04/2020	06:00	5,565	5,609	5,629
11/04/2020	07:00	5,632	5,626	5,531
11/04/2020	08:00	5,689	5,578	5,565
11/04/2020	09:00	5,648	5,628	5,632
11/04/2020	10:00	5,565	5,629	5,609
11/04/2020	11:00	5,632	5,531	5,521
11/04/2020	12:00	5,609	5,565	5,586
11/04/2020	13:00	5,626	5,632	5,599
11/04/2020	14:00	5,628	5,605	5,565
11/04/2020	15:00	5,629	5,521	5,662
11/04/2020	16:00	5,587	5,581	5,609
11/04/2020	17:00	5,626	5,626	5,626
11/04/2020	18:00	5,632	5,626	5,589
12/04/2020	05:00	5,609	5,628	5,599
12/04/2020	06:00	5,626	5,629	5,607
12/04/2020	07:00	5,603	5,581	5,578
12/04/2020	08:00	5,556	5,626	5,569
12/04/2020	09:00	5,596	5,711	5,581
12/04/2020	10:00	5,628	5,609	5,657
12/04/2020	11:00	5,629	5,626	5,627
12/04/2020	12:00	5,585	5,578	5,632
12/04/2020	13:00	5,626	5,628	5,594
12/04/2020	14:00	5,627	5,629	5,584
12/04/2020	15:00	5,638	5,531	5,521
12/04/2020	16:00	5,565	5,565	5,586
12/04/2020	17:00	5,632	5,632	5,599
12/04/2020	18:00	5,609	5,609	5,632
13/04/2020	05:00	5,577	5,521	5,609
13/04/2020	06:00	5,693	5,581	5,626
13/04/2020	07:00	5,556	5,626	5,628
13/04/2020	08:00	5,597	5,627	5,629
13/04/2020	09:00	5,628	5,632	5,531
13/04/2020	10:00	5,609	5,594	5,565
13/04/2020	11:00	5,626	5,584	5,632
13/04/2020	12:00	5,627	5,521	5,709

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
13/04/2020	13:00	5,632	5,582	5,648
13/04/2020	14:00	5,594	5,628	5,570
13/04/2020	15:00	5,599	5,629	5,632
13/04/2020	16:00	5,607	5,581	5,609
13/04/2020	17:00	5,578	5,626	5,626
13/04/2020	18:00	5,619	5,632	5,628
14/04/2020	05:00	5,640	5,609	5,629
14/04/2020	06:00	5,531	5,626	5,581
14/04/2020	07:00	5,565	5,603	5,626
14/04/2020	08:00	5,632	5,556	5,632
14/04/2020	09:00	5,609	5,596	5,609
14/04/2020	10:00	5,626	5,628	5,521
14/04/2020	11:00	5,575	5,629	5,586
14/04/2020	12:00	5,628	5,581	5,599
14/04/2020	13:00	5,629	5,682	5,565
14/04/2020	14:00	5,531	5,626	5,632
14/04/2020	15:00	5,565	5,638	5,609
14/04/2020	16:00	5,632	5,565	5,626
14/04/2020	17:00	5,609	5,632	5,689
14/04/2020	18:00	5,521	5,609	5,599
15/04/2020	05:00	5,586	5,577	5,607
15/04/2020	06:00	5,599	5,698	5,590
15/04/2020	07:00	5,565	5,556	5,569
15/04/2020	08:00	5,632	5,596	5,581
15/04/2020	09:00	5,609	5,628	5,626
15/04/2020	10:00	5,619	5,594	5,627
15/04/2020	11:00	5,640	5,584	5,632
15/04/2020	12:00	5,599	5,521	5,594
15/04/2020	13:00	5,609	5,586	5,584
15/04/2020	14:00	5,578	5,599	5,521
15/04/2020	15:00	5,632	5,632	5,586
15/04/2020	16:00	5,609	5,609	5,599
15/04/2020	17:00	5,626	5,626	5,632
15/04/2020	18:00	5,678	5,628	5,609
16/04/2020	05:00	5,629	5,629	5,626
16/04/2020	06:00	5,531	5,531	5,628
16/04/2020	07:00	5,565	5,565	5,629
16/04/2020	08:00	5,632	5,656	5,531
16/04/2020	09:00	5,609	5,609	5,665
16/04/2020	10:00	5,648	5,648	5,632

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
16/04/2020	11:00	5,565	5,565	5,609
16/04/2020	12:00	5,531	5,632	5,648
16/04/2020	13:00	5,565	5,609	5,565
16/04/2020	14:00	5,632	5,626	5,638
16/04/2020	15:00	5,609	5,628	5,609
16/04/2020	16:00	5,648	5,638	5,626
16/04/2020	17:00	5,565	5,565	5,628
16/04/2020	18:00	5,632	5,632	5,629
17/04/2020	05:00	5,609	5,609	5,581
17/04/2020	06:00	5,626	5,577	5,628
17/04/2020	07:00	5,624	5,603	5,629
17/04/2020	08:00	5,629	5,556	5,531
17/04/2020	09:00	5,581	5,596	5,565
17/04/2020	10:00	5,634	5,628	5,636
17/04/2020	11:00	5,577	5,708	5,609
17/04/2020	12:00	5,603	5,626	5,521
17/04/2020	13:00	5,556	5,627	5,586
17/04/2020	14:00	5,596	5,632	5,599
17/04/2020	15:00	5,628	5,594	5,565
17/04/2020	16:00	5,619	5,599	5,628
17/04/2020	17:00	5,640	5,607	5,619
17/04/2020	18:00	5,531	5,578	5,640
18/04/2020	05:00	5,565	5,615	5,531
18/04/2020	06:00	5,632	5,640	5,565
18/04/2020	07:00	5,609	5,531	5,632
18/04/2020	08:00	5,628	5,665	5,609
18/04/2020	09:00	5,603	5,632	5,626
18/04/2020	10:00	5,756	5,609	5,628
18/04/2020	11:00	5,609	5,626	5,622
18/04/2020	12:00	5,629	5,578	5,581
18/04/2020	13:00	5,589	5,628	5,626
18/04/2020	14:00	5,599	5,629	5,632
18/04/2020	15:00	5,607	5,531	5,609
18/04/2020	16:00	5,578	5,565	5,726
18/04/2020	17:00	5,569	5,632	5,603
18/04/2020	18:00	5,581	5,609	5,556
19/04/2020	05:00	5,626	5,521	5,632
19/04/2020	06:00	5,512	5,586	5,609
19/04/2020	07:00	5,545	5,599	5,565
19/04/2020	08:00	5,553	5,565	5,632

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
19/04/2020	09:00	5,519	5,632	5,609
19/04/2020	10:00	5,569	5,659	5,644
19/04/2020	11:00	5,581	5,619	5,565
19/04/2020	12:00	5,626	5,740	5,632
19/04/2020	13:00	5,627	5,599	5,609
19/04/2020	14:00	5,632	5,607	5,626
19/04/2020	15:00	5,594	5,569	5,628
19/04/2020	16:00	5,584	5,581	5,629
19/04/2020	17:00	5,521	5,626	5,581
19/04/2020	18:00	5,584	5,623	5,581
20/04/2020	05:00	5,599	5,632	5,626
20/04/2020	06:00	5,632	5,594	5,632
20/04/2020	07:00	5,609	5,584	5,609
20/04/2020	08:00	5,626	5,521	5,626
20/04/2020	09:00	5,628	5,586	5,578
20/04/2020	10:00	5,629	5,599	5,628
20/04/2020	11:00	5,531	5,632	5,629
20/04/2020	12:00	5,565	5,609	5,531
20/04/2020	13:00	5,632	5,626	5,565
20/04/2020	14:00	5,609	5,628	5,732
20/04/2020	15:00	5,648	5,629	5,609
20/04/2020	16:00	5,568	5,531	5,521
20/04/2020	17:00	5,632	5,565	5,581
20/04/2020	18:00	5,609	5,632	5,626
21/04/2020	05:00	5,726	5,605	5,627
21/04/2020	06:00	5,628	5,648	5,638
21/04/2020	07:00	5,629	5,765	5,594
21/04/2020	08:00	5,581	5,632	5,584
21/04/2020	09:00	5,626	5,609	5,521
21/04/2020	10:00	5,632	5,626	5,586
21/04/2020	11:00	5,609	5,628	5,599
21/04/2020	12:00	5,521	5,612	5,632
21/04/2020	13:00	5,586	5,581	5,609
21/04/2020	14:00	5,599	5,626	5,626
21/04/2020	15:00	5,565	5,632	5,628
21/04/2020	16:00	5,632	5,609	5,629
21/04/2020	17:00	5,609	5,521	5,531
21/04/2020	18:00	5,627	5,586	5,565
22/04/2020	05:00	5,589	5,599	5,632
22/04/2020	06:00	5,599	5,565	5,609

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
22/04/2020	07:00	5,607	5,632	5,648
22/04/2020	08:00	5,678	5,609	5,565
22/04/2020	09:00	5,569	5,627	5,632
22/04/2020	10:00	5,581	5,589	5,699
22/04/2020	11:00	5,626	5,599	5,626
22/04/2020	12:00	5,627	5,607	5,628
22/04/2020	13:00	5,632	5,578	5,629
22/04/2020	14:00	5,594	5,569	5,581
22/04/2020	15:00	5,584	5,581	5,626
22/04/2020	16:00	5,521	5,626	5,632
22/04/2020	17:00	5,586	5,627	5,609
22/04/2020	18:00	5,599	5,632	5,626
23/04/2020	05:00	5,632	5,594	5,612
23/04/2020	06:00	5,609	5,684	5,556
23/04/2020	07:00	5,626	5,521	5,596
23/04/2020	08:00	5,628	5,586	5,628
23/04/2020	09:00	5,581	5,599	5,629
23/04/2020	10:00	5,626	5,632	5,581
23/04/2020	11:00	5,632	5,609	5,609
23/04/2020	12:00	5,609	5,626	5,626
23/04/2020	13:00	5,621	5,628	5,628
23/04/2020	14:00	5,603	5,607	5,629
23/04/2020	15:00	5,556	5,578	5,638
23/04/2020	16:00	5,596	5,632	5,565
23/04/2020	17:00	5,628	5,609	5,632
23/04/2020	18:00	5,629	5,626	5,609
24/04/2020	05:00	5,581	5,628	5,677
24/04/2020	06:00	5,626	5,629	5,639
24/04/2020	07:00	5,627	5,531	5,556
24/04/2020	08:00	5,638	5,565	5,596
24/04/2020	09:00	5,565	5,632	5,628
24/04/2020	10:00	5,632	5,608	5,609
24/04/2020	11:00	5,609	5,626	5,626
24/04/2020	12:00	5,577	5,627	5,603
24/04/2020	13:00	5,603	5,638	5,556
24/04/2020	14:00	5,556	5,565	5,596
24/04/2020	15:00	5,596	5,772	5,628
24/04/2020	16:00	5,628	5,609	5,598
24/04/2020	17:00	5,604	5,577	5,584
24/04/2020	18:00	5,626	5,603	5,521

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
25/04/2020	05:00	5,627	5,556	5,586
25/04/2020	06:00	5,632	5,596	5,599
25/04/2020	07:00	5,594	5,628	5,632
25/04/2020	08:00	5,599	5,609	5,609
25/04/2020	09:00	5,607	5,623	5,726
25/04/2020	10:00	5,578	5,627	5,628
25/04/2020	11:00	5,689	5,632	5,629
25/04/2020	12:00	5,640	5,594	5,531
25/04/2020	13:00	5,531	5,599	5,603
25/04/2020	14:00	5,565	5,607	5,556
25/04/2020	15:00	5,632	5,578	5,596
25/04/2020	16:00	5,606	5,619	5,628
25/04/2020	17:00	5,626	5,640	5,629
25/04/2020	18:00	5,627	5,531	5,581
26/04/2020	05:00	5,628	5,565	5,626
26/04/2020	06:00	5,629	5,632	5,627
26/04/2020	07:00	5,531	5,659	5,632
26/04/2020	08:00	5,565	5,626	5,565
26/04/2020	09:00	5,632	5,578	5,632
26/04/2020	10:00	5,609	5,628	5,609
26/04/2020	11:00	5,521	5,629	5,577
26/04/2020	12:00	5,586	5,531	5,603
26/04/2020	13:00	5,599	5,565	5,556
26/04/2020	14:00	5,565	5,632	5,596
26/04/2020	15:00	5,632	5,606	5,628
26/04/2020	16:00	5,609	5,521	5,594
26/04/2020	17:00	5,563	5,586	5,584
26/04/2020	18:00	5,581	5,569	5,721
27/04/2020	05:00	5,626	5,581	5,586
27/04/2020	06:00	5,629	5,626	5,599
27/04/2020	07:00	5,632	5,627	5,556
27/04/2020	08:00	5,594	5,632	5,609
27/04/2020	09:00	5,584	5,594	5,626
27/04/2020	10:00	5,521	5,584	5,589
27/04/2020	11:00	5,586	5,521	5,599
27/04/2020	12:00	5,599	5,586	5,607
27/04/2020	13:00	5,632	5,599	5,574
27/04/2020	14:00	5,586	5,832	5,569
27/04/2020	15:00	5,599	5,650	5,581
27/04/2020	16:00	5,632	5,626	5,626

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
27/04/2020	17:00	5,609	5,628	5,515
27/04/2020	18:00	5,726	5,629	5,540
28/04/2020	05:00	5,628	5,531	5,553
28/04/2020	06:00	5,629	5,565	5,519
28/04/2020	07:00	5,532	5,632	5,569
28/04/2020	08:00	5,565	5,779	5,581
28/04/2020	09:00	5,632	5,648	5,667
28/04/2020	10:00	5,609	5,565	5,627
28/04/2020	11:00	5,628	5,632	5,632
28/04/2020	12:00	5,619	5,609	5,594
28/04/2020	13:00	5,640	5,626	5,599
28/04/2020	14:00	5,531	5,628	5,607
28/04/2020	15:00	5,565	5,629	5,569
28/04/2020	16:00	5,632	5,581	5,581
28/04/2020	17:00	5,609	5,626	5,621
28/04/2020	18:00	5,626	5,632	5,627
29/04/2020	05:00	5,624	5,609	5,632
29/04/2020	06:00	5,629	5,521	5,594
29/04/2020	07:00	5,581	5,586	5,584
29/04/2020	08:00	5,626	5,599	5,521
29/04/2020	09:00	5,632	5,565	5,586
29/04/2020	10:00	5,609	5,643	5,599
29/04/2020	11:00	5,626	5,609	5,632
29/04/2020	12:00	5,603	5,626	5,609
29/04/2020	13:00	5,556	5,589	5,626
29/04/2020	14:00	5,632	5,599	5,628
29/04/2020	15:00	5,609	5,607	5,687
29/04/2020	16:00	5,562	5,599	5,578
29/04/2020	17:00	5,632	5,565	5,569
29/04/2020	18:00	5,609	5,632	5,603
30/04/2020	05:00	5,648	5,609	5,556
30/04/2020	06:00	5,578	5,626	5,596
30/04/2020	07:00	5,628	5,589	5,628
30/04/2020	08:00	5,629	5,699	5,624
30/04/2020	09:00	5,531	5,607	5,581
30/04/2020	10:00	5,632	5,609	5,626
30/04/2020	11:00	5,609	5,626	5,627
30/04/2020	12:00	5,521	5,589	5,638
30/04/2020	13:00	5,586	5,599	5,565
30/04/2020	14:00	5,599	5,607	5,632

Fecha	Hora	Presión (psi)		
		Cilindro Pluma 01 y 02	Cilindro Brazo	Cilindro Cucharon
30/04/2020	15:00	5,565	5,578	5,609
30/04/2020	16:00	5,692	5,569	5,577
30/04/2020	17:00	5,626	5,584	5,565
30/04/2020	18:00	5,628	5,521	5,632

#### ANEXO 4. DATA DE PRESIONES PARA INGRESAR A GOOGLE COLAB

Item	Fecha	Hora	Implemento	Presión	Falla
1	1/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,601	normal
2	1/04/2020	06:00	manguera del brazo	5,541	normal
3	1/04/2020	07:00	manguera del brazo	5,619	normal
4	1/04/2020	08:00	manguera del brazo	5,640	normal
5	1/04/2020	09:00	manguera del brazo	5,531	normal
6	1/04/2020	10:00	manguera del brazo	5,565	normal
7	1/04/2020	11:00	manguera del brazo	5,632	normal
8	1/04/2020	12:00	manguera del brazo	5,609	normal
9	1/04/2020	13:00	manguera del brazo	5,648	normal
10	1/04/2020	14:00	manguera del brazo	5,598	normal
11	1/04/2020	15:00	manguera del brazo	5,612	normal
12	1/04/2020	16:00	manguera del brazo	5,693	inspección
13	1/04/2020	17:00	manguera del brazo	5,628	normal
14	1/04/2020	18:00	manguera del brazo	5,629	normal
15	2/04/2020	05:00	manguera del brazo	5,581	normal
16	2/04/2020	06:00	manguera del brazo	5,626	normal
17	2/04/2020	07:00	manguera del brazo	5,627	normal
18	2/04/2020	08:00	manguera del brazo	5,638	normal
19	2/04/2020	09:00	manguera del brazo	5,565	normal
20	2/04/2020	10:00	manguera del brazo	5,632	normal
21	2/04/2020	11:00	manguera del brazo	5,609	normal
22	2/04/2020	12:00	manguera del brazo	5,577	normal
23	2/04/2020	13:00	manguera del brazo	5,603	normal
24	2/04/2020	14:00	manguera del brazo	5,556	normal
25	2/04/2020	15:00	manguera del brazo	5,596	normal
26	2/04/2020	16:00	manguera del brazo	5,628	normal
27	2/04/2020	17:00	manguera del brazo	5,675	inspección

## ANEXO 5. ORDEN DE COMPRA DE COMPENETES DE LA EXCAVADORA 374F



RUC 20481265704  
 ORDEN DE COMPRA  
 0001/005585

KUC: 20481263/04  
 Pizarro 740 3er Piso

PROVEEDOR : 20536831429 - AMERICAN DIESEL AND MACHINE S.A.C. (ADAMAC)  
 DIRECCION: AV. NICOLAS ARRIOLA 1371-1377 URB. APOLO - LA VICTORIA, LIMA, PERU  
 ATENCION: JOSE MERCADO  
 CONDICIONES DE PAGO: CREDITO 30 DIAS  
 LUGAR DE ENTREGA : MENA COIGOBAMBA- EL TORO

FECHA: 25/02/2021  
 COTIZACION: 00030041602-00

FECHA ENTREGA : 01/03/2021

PROYECTO: ALQUILER MAQUINARIA EL TORO - COIGOBAMBA

ITEM	CODIGO	CANTIDAD	UNID	DESCRIPCION	P.UNITARIO	P.TOTAL
1		1	UND	5J-1086 SELLO ANULAR	\$ 2.75	\$ 2.75
2		1	UND	4F-7390 SELLO ANULAR	\$ 0.50	\$ 0.50
3		1	UND	203-5957 SELLO	\$ 11.25	\$ 11.25
4		6	UND	7G-0437 PLACA	\$ 17.63	\$ 105.78
5		5	UND	6Y-5352 DISCO FRICCION	\$ 16.75	\$ 83.75
6		1	UND	2J-6274 SELLO ANULAR	\$ 0.25	\$ 0.25
7		1	UND	203-5958 SELLO	\$ 11.25	\$ 11.25
8		1	UND	4H-9105 SELLO ANULAR	\$ 0.63	\$ 0.63
9		1	UND	9X-7743 SELLO DE LABIO	\$ 7.38	\$ 7.38
10		32	UND	6I-8912 DISCO FRICCION	\$ 15.00	\$ 480.00
11		12	UND	7G-4822 ANILLO DE SELLO	\$ 17.50	\$ 210.00
12		4	UND	8E-5734 ANILLO DE EXTENSION	\$ 7.38	\$ 29.52
13		8	UND	8E-5742 ANILLO DE SELLO	\$ 7.95	\$ 63.60
14		16	UND	8E-8319 DISCO DE EMPUJE	\$ 6.00	\$ 96.00
15		14	UND	8F-3469 SELLO ANULAR	\$ 0.25	\$ 3.50
16		6	UND	5C-7423 TORNILLO	\$ 0.50	\$ 3.00
17		2	UND	159-0927 DISCO FRICCION	\$ 17.50	\$ 35.00
18		5	UND	6I-8911 DISCO FRICCION	\$ 25.38	\$ 126.90
19		12	UND	6Y-1115 MEDIO ANILLO	\$ 1.63	\$ 19.56
20		12	UND	9W-9905 ANILLO DE TRABA	\$ 27.50	\$ 330.00
21		1	UND	6Y-1890 ANILLO RETENCION (MPOR)	\$ 5.69	\$ 5.69
22		7	UND	6Y-7981 DISCO FRICCION	\$ 20.00	\$ 140.00
23		1	UND	4F-7952 SELLO ANULAR	\$ 0.38	\$ 0.38
24		1	UND	7F-8268 SELLO ANULAR	\$ 0.38	\$ 0.38
25		1	UND	6L-1650 SELLO ANULAR	\$ 1.13	\$ 1.13
26		1	UND	4S-5879 SELLO ANULAR	\$ 1.88	\$ 1.88
27		1	UND	5M-6200 SELLO ANULAR	\$ 2.88	\$ 2.88
28		1	UND	2J-0157 SELLO ANULAR	\$ 0.25	\$ 0.25
29		1	UND	2S-3029 COJINETE BOLAS	\$ 6.50	\$ 6.50
30		1	UND	197-4977 CONJUNTO TAPON	\$ 30.63	\$ 30.63
31		5	UND	5P-3863 SELLO ANULAR	\$ 0.38	\$ 1.90

32		1	UND	278-0642 SELLO DE LABIO	\$ 7.25	\$ 7.25
33		8	UND	1U-8846 SELLANTE	\$ 13.88	\$ 111.04
34		1	UND	8X-7317 MANGUERA	\$ 41.23	\$ 41.23
35		36	UND	6Y-7916 DISCO FRICCION	\$ 18.75	\$ 675.00
36		4	UND	7D-8439 CALCE	\$ 1.38	\$ 5.52
37		4	UND	9D-7047 CALCE	\$ 0.88	\$ 3.52
38		4	UND	4D-5497 SELLO DE ANILLO	\$ 3.63	\$ 14.52
39		4	UND	5K-5288 GRUPO DUO CONE 9W-6645	\$ 26.00	\$ 104.00
40		4	UND	7D-8436 SELLO ANILLO	\$ 3.38	\$ 13.52
41		8	UND	4S-5879 SELLO ANULAR	\$ 1.88	\$ 15.04
42		4	UND	3D-2981 EMPAQUETADURA (IMPOR)	\$ 3.30	\$ 13.20
43		8	UND	2B-3147 EMPAQUETADURA (IMPOR)	\$ 1.90	\$ 15.20
44		2	UND	2G-9791 EMPAQUETADURA (IMPOR)	\$ 6.63	\$ 13.26
45		2	UND	3K-0360 SELLO ANULAR	\$ 0.25	\$ 0.50
46		2	UND	304-8032 TAPON MAGNETICO (IMPOR)	\$ 56.40	\$ 112.80
47		2	UND	329-0411 SELLO LABIO	\$ 65.00	\$ 130.00
48		2	UND	4D-6695 SELLO ANULAR	\$ 1.50	\$ 3.00
49		1	UND	6G-3212 CONJUNTO CALCE	\$ 31.25	\$ 31.25
50		4	UND	218-4406 ANILLO DESGASTE	\$ 47.50	\$ 190.00
51		2	UND	547-6515 ARANDELA TOPE (IMPOR)	\$ 54.58	\$ 109.16
52		2	UND	328-9669 ARANDELA TOPE (IMPOR)	\$ 41.50	\$ 83.00
53		6	UND	272-1956 EMPAQUETADURA	\$ 1.20	\$ 7.20
54		1	UND	227-5904 SELLO ANULAR (IMPOR)	\$ 4.80	\$ 4.80
55		1	UND	300-7933 EMPAQUETADURA	\$ 11.13	\$ 11.13
56		1	UND	164-0210 RESPIRADERO (IMPOR)	\$ 7.05	\$ 7.05
57		1	UND	8H-2046 SELLO ANULAR	\$ 0.73	\$ 0.73
58		1	UND	5N-4185 ARANDELA ESPECIAL	\$ 1.63	\$ 1.63
59		1	UND	4F-9029 SELLO	\$ 0.25	\$ 0.25
60		1	UND	166-1781 EMPAQUETADURA	\$ 8.88	\$ 8.88
61		1	UND	061-9455 SELLO ANULAR	\$ 0.96	\$ 0.96
62		1	UND	166-2905 SELLO INTEGRAL	\$ 34.53	\$ 34.53
					VALOR VENTA US\$	\$ 3,581.41
					I.G.V. 18.00% US\$	\$ 644.65
					TOTAL US\$	\$ 4,226.06

PLAZO Y/O CRONOGRAMA  
OBSERVACIONES

Elaborado por: JOSE MERCADO JULCA



MARCO RODRIGUEZ

Aprobado por:  
Gerente Administrativo

V° B°

**IMPORTANTE:** Deberá Adjuntar Orden de Compra a su Factura, La cual debe ser entregado en PARCELA VD LOTE. 121 SECTOR WICHANZAO  
TODA ATENCION DEBE ESTAR AUTORIZADO MEDIANTE UNA ORDEN DE COMPRA O SERVICIO

## ANEXO 6. INFORME DE SERVICIO PARA LA EXCAVADORA 374F

		<b>INFORME DE SERVICIO</b>		IS 028-2021
FECHA:	18/03/2021	CÓDIGO:	MINA #89 / INT #03	
PROPIETARIO:	MACOMIC	SERIE:	MFL00249	
DESCRIP. DE EQUIPO:	EXCAVADORA	HORÓMETRO:	19772.7	
MODELO:	374F	KILOMETRAJE:	N/A	
MARCA:	CAT	N° OT :	OT 003-2021	
FECHA DE EJECUCIÓN:	18/03/2021	LUGAR DE EJECUCIÓN:	MINA EL TORO	
ELABORADO POR:	<b>EDUARDO FERNANDEZ - JEFE DE EQUIPOS</b>			
<b>ANTECEDENTES</b>				
<b>ENSAMBLE DE VÁSTAGO Y MONTAJE DE CILINDRO HIDRÁULICO - EXCAVADORA 374F</b>				
<b>DESCRIPCIÓN DE EVALUACION</b>				
1. Instalar kit de reparo del cilindro hidráulico.				
1. Se instaló el O ring y sellos en la tapa del cilindro hidráulico.				
2. Se instaló la tapa del cilindro hidráulico.				
3. Se colocó el O ring y sellos en el vástago del cilindro hidráulico.				
4. Se colocó y ajustó la tuerca del cilindro hidráulico.				
5. Se instaló el vástago en el cilindro hidráulico.				
6. Se instaló la tapa y ajustó los pernos de la tapa del cilindro hidráulico.				
8. Se montó el cilindro hidráulico en el equipo.				
<b>CONCLUSIONES</b>				
1. El Mantenimiento Correctivo del cilindro hidráulico se realizó correctamente.				
2. Equipo operativo.				
<b>RECOMENDACIONES</b>				
1. Se recomienda utilizar la precaución necesaria al momento de operar el equipo.				

PANEL FOTOGRÁFICO



PANEL FOTOGRÁFICO









## INFORME DE SERVICIO

IS 029-2021

FECHA:	19/03/2021	CÓDIGO:	#3
PROPIETARIO:	MACOMIC	SERIE:	MFL00249
DESCRIP. DE EQUIPO:	EXCAVADORA	HORÓMETRO:	
MODELO:	374F	KILOMETRAJE:	N/A
MARCA:	CAT	N° OT :	OT 004-2021
FECHA DE EJECUCIÓN:	19/03/2021	LUGAR DE EJECUCIÓN:	MINA EL TORO
ELABORADO POR:	LUIS QUIROZ CABALLERO - JEFE DE EQUIPOS		

### ANTECEDENTES

REEMPLAZO DE BOCINAS DE LA ARTICULACIÓN DEL CUCHARON

### DESCRIPCIÓN DE EVALUACION

1. Se instaló bocinas de articulación del cucharón .
2. Se retiró las bocinas en mal estado instaladas en la articulación.
3. Se limpió el alojamiento de bocina.
4. Se instaló la bocina en la articulación del cucharón.

### CONCLUSIONES

1. El Mantenimiento Correctivo del cilindro hidráulico se realizó correctamente.
2. Equipo inoperativo.

### RECOMENDACIONES

1. Se recomienda cumplir siempre con el mantenimiento diario - engrase.

PANEL FOTOGRÁFICO



PANEL FOTOGRÁFICO



## ANEXO 7. INFORME TÉCNICO DE LA EXCAVADORA 374F

	<h3>INFORME TÉCNICO DE EQUIPOS</h3>		<b>Código Interno</b>	<b>#03</b>	
			<b>Código Mina:</b>	<b>#03</b>	
			<b>Emisión:</b>	<b>20/03/2021</b>	
			<b>Páginas:</b>	<b>1 de 2</b>	
Nº: 0005	<b>EVALUACIÓN DE BOMBA HIDRÁULICA PRINCIPAL DE LA EXCAVADORA 374F</b>				
OT:					
<b>1. DATOS GENERALES</b>					
Area:	Control de Equipos	Fecha de Eval.:	20/03/2021		
Jefe de equipos:	Eduardo fernandez	Personal técnico:	Eder Marquina		
Condición de		Operador:	Alfonso Sanchez Aranda		
Parte Fallada:	Sistema Hidráulico	Parte Fallada:	Bomba Principal Frontal		
<b>2. DATOS DE LA MÁQUINA</b>					
Máquina:	Excavadora	Modelo:	374FL	Serie de Ma:	MFL00249
Motor:	C15 ACERT	Serie de Motor:		Horómetro	19133.2
Marca:	Caterpillar	Combustible:	Diesel		
<b>3. DATOS DEL LUGAR Y DEL EQUIPO DE TRABAJO</b>					
Aplicación:	Cargío	Lugar de Trabajo:	Mina El Toro	Altitud:	3600 msnm
<b>4. ANTECEDENTES</b>					
4.1 .Lentitud del sistema hidráulico en la bomba principal.					
<b>5. SISTEMAS EVALUADOS</b>					
<input type="checkbox"/> Motor	<input type="checkbox"/> Sistema transmisión	<input checked="" type="checkbox"/> Sistema Hidráulico	<input type="checkbox"/> Sistema Eléctrico		
<input type="checkbox"/> Sist. Aire/Escape	<input type="checkbox"/> Cabina	<input type="checkbox"/> Tren de Rodaje	<input type="checkbox"/> Chasis/estructura		
<b>6. OBSERVACIONES</b>					
6.1 .Lentitud del sistema hidráulico en la bomba frontal, esta bomba hidráulica trabaja con la traslación izquierda, cucharón, boom, motor de giro derecho.					
6.1 Bajo caudal de bomba hidráulica.					
<b>7. TRABAJOS REALIZADOS</b>					
7.1 Medición de presiones de bomba principal (bomba delantera y bomba posterior).					
7.2 Se tomaron medidas con el manómetros analógicos de 10000 psi y tambien en el monitor del equipo					

## 9. RECOMENDACIONES

9.1 Se recomienda desmontar bomba hidráulica principal para ser diagnosticada.

## 8. REGISTRO FOTOGRÁFICO



**BOMBA FRONTAL**

**38061 Kpa  
5520 PSI**

**BOMBA POSTERIOR**

**39150 kpa  
5678 PSI**

**Diferencia entre presiones de bombas de 1089 psi**







**UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA**

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA**

### **Declaratoria de Autenticidad del Asesor**

Yo, PANTA CARRANZA, DANTE OMAR , docente de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - TRUJILLO, asesor de Tesis titulada: "Machine learning para reducir costos de mantenimiento de maquinaria pesada de minería.", cuyo autor es QUIROZ CABALLERO SEGUNDO LUIS, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 19 %, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

TRUJILLO, 07 de Diciembre del 2021

<b>Apellidos y Nombres del Asesor:</b>	<b>Firma</b>
PANTA CARRANZA, DANTE OMAR <b>DNI:</b> 17435779 <b>ORCID:</b> 0000-0002-4731-263X	Firmado electrónicamente por: PCARRANZADO el 07-12-2021 08:46:48

Código documento Trilce: INV - 1319066