

**DETECCIÓN Y PREVENCIÓN DE FALLAS DE UNA BOMBA DE TRES
PISTONES A PARTIR DE LA SIMULACIÓN EN UN MODELO DE GEMELO
DIGITAL**

SAMANTHA PORRAS PEDREROS

Proyecto integral de grado para optar al título de
INGENIERO MECÁNICO

Director:

Dr. LUIS FERNANDO RUIZ PINEDA

Doctor en Ingeniería Mecánica (UNICAMP)

Codirector:

Dr. LUIS MIGUEL IZQUIERDO CORDOBA

Doctor en Ingeniería Mecánica (UNICAMP)

FUNDACIÓN UNIVERSIDAD DE AMÉRICA

FACULTAD DE INGENIERÍAS

PROGRAMA DE INGENIERÍA MECÁNICA

BOGOTÁ D.C.

2024

NOTA DE ACEPTACIÓN

Nombre
Firma del Director

Nombre
Presidente del jurado

Nombre
Firma del Jurado

Nombre
Firma del Jurado

Bogotá D. julio de 2024

DIRECTIVOS DE LA UNIVERSIDAD

Presidente de la Universidad y Rector del Claustro

Dr. Mario Posada García Peña

Consejero institucional

Dr. Luis Jaime Posada García Peña

Vicerrectora Académica

Dra. María Fernanda Vega de Mendoza

Vicerrectora de Investigaciones y extinción

Dra. Susan Margarita Benabides Tugillo

Vicerrector Administrativo y Financiero

Dr. Ricardo Alfonso Peñaranda Castro

Secretario General

Dr. José Luis Macías Rodríguez

Decano Facultad de Ingenierías

Dra. Naliny Patricia Guerra Prieto

Director del Programa de Ingeniería mecánica

Ing. María Angélica Acosta Pérez

Las directivas de la Universidad América, los jurados calificadores y el cuerpo docente no son responsables por los criterios e ideas expuestas en el presente documento. Estos corresponden únicamente a los autores.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias al apoyo y contribución de diversas personas, en primer lugar, agradezco al Dr. Luis Fernando Ruiz Pineda por todo su apoyo, disposición, gestión de recursos, enseñanzas, paciencia y permanente soporte durante todas las etapas y desarrollo del proyecto.

Al Dr. Luis Miguel Izquierdo Córdoba por todo su apoyo, disposición y por la idea para el desarrollo del proyecto.

Un sincero agradecimiento a cada una de las personas de la biblioteca de la universidad de América por brindar guía y doy gracias por los softwares puestos a disposición del trabajo con excelente gestión de la universidad América.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	13
INTRODUCCIÓN	14
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	16
JUSTIFICACIÓN	17
1. OBJETIVOS	18
1.1 Objetivo General	18
1.2 Objetivos específicos	18
2. MARCO TEÓRICO	19
2.1. Bombas de desplazamiento positivo	19
2.1.1. Características generales de las bombas de desplazamiento positivo	20
2.1.2. Bombas recíprocas o alternativas	20
2.2. Bomba reciprocante de triple émbolo	21
2.2.1. Componentes de una bomba de tres pistones	21
2.2.2. Principales aplicaciones de la bomba de tres pistones	24
2.3. Desgaste en la viscosidad del aceite hidráulico en bombas de desplazamiento positivo	24
2.4. Contaminación por aire en el aceite hidráulico	25
2.5. Concepto de gemelo digital	26
2.5.1. Tipos de gemelos digitales	26
2.6. Entorno de Matlab ®	27
2.7. Python	29
2.8. Machine Learning	29
2.9. Machine Learning en detección y prevención de fallas	29
2.10. Matriz de confusión	29

2.11.	Algoritmos predictivos de detección de fallas	32
2.11.1.	Bosque aleatorio (Random Forest)	32
2.11.2.	Perceptrón Multicapa (MLP)	33
3.	METODOLOGÍA	35
3.1.	Modelo de gemelo digital de una bomba de tres pistones	35
3.2.	Sistema mecánico e hidráulico de la bomba en el modelo de gemelo digital.	36
3.3.	Definición de parámetros mecánicos de la bomba triple	37
3.4.	Selección del fluido	39
3.5.	Propiedades del Aceite Hidráulico	39
3.6.	Simulación de las fallas mediante las propiedades del fluido en diferentes situaciones de operación	41
3.6.1.	Viscosidad cinemática nominal: 110 cSt	42
3.6.2.	Viscosidad cinemática nominal (110 cSt) y entrada de aire al 12%	42
3.6.3.	Desgaste en la viscosidad cinemática (90 cSt)	43
3.6.4.	Desgaste en la viscosidad cinemática (90 cSt) y entrada de aire al 12%	44
3.7.	Caracterización y clasificación de las fallas	45
3.8.	Registro y almacenamiento de datos para su pre procesamiento	46
3.9.	Definición del lenguaje de programación	47
3.9.1.	Herramienta para la aplicación del lenguaje de programación	48
3.10.	Presentación del algoritmo de detección y prevención de fallas	48
3.11.	Aplicación de los algoritmos de clasificación Random Forest y Perceptrón Multicapa	50
3.11.1.	Entrenamiento del modelo Random Forest	50
3.11.2.	Entrenamiento del modelo MLP	51
3.11.3.	Herramientas para calcular la matriz de confusión	51

4. RESULTADOS	52
4.1. Comparación de presión y caudal a la salida en condiciones nominales de viscosidad y fallas	52
4.1.1. Comparación viscosidad de 110 cSt y viscosidad de 110 cSt con aire	52
4.2. Clasificación de las fallas en el conjunto de datos obtenido mediante la simulación en el gemelo digital.	56
4.3. Rendimiento de los clasificadores MLP y RF	60
4.4. Aplicación de la matriz de confusión en los algoritmos de clasificación	62
4.4.1. Matriz de confusión aplicada al modelo Random Forest	62
4.4.2. Matriz de confusión aplicada al modelo MLP	65
5. DISCUSIÓN	68
6. CONCLUSIONES	70
REFERENCIAS	71
ANEXOS	75

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Tipos de bombas de desplazamiento positivo	19
Figura 2. Tipos de bombas alternativas.	20
Figura 3. Esquema de una bomba de tres pistones.	22
Figura 4. Flujo a través del extremo líquido (Fluid end).	23
Figura 5. Componentes principales del extremo de potencia (Power End).	24
Figura 6. Matriz de confusión para un conjunto de datos de clase binaria.	30
Figura 7. Matriz de confusión para un conjunto de datos multiclase.	32
Figura 8. Esquema Random Forest.	33
Figura 9. Esquema Perceptrón multicapa.	34
Figura 10. Modelo principal del gemelo digital de una bomba triple.	36
Figura 11. Componentes del sistema mecánico e hidráulico de la bomba triple en el modelo del gemelo digital.	37
Figura 12. Valor del módulo volumétrico para el aceite de maquinaria, a presión atmosférica.	40
Figura 13. Valores de viscosidad cinemática del aceite hidráulico ISO 100.	41
Figura 14. Propiedades del fluido en MATLAB con viscosidad cinemática nominal: 110 cSt	42
Figura 15. Propiedades del fluido en MATLAB con viscosidad cinemática nominal: 110 cSt y entrada de aire al 12%	43
Figura 16. Propiedades del fluido en MATLAB con desgaste en la viscosidad cinemática: 90 cSt.	44
Figura 17. Propiedades del fluido en MATLAB con viscosidad cinemática desgastada: 90 cSt y entrada de aire al 12%.	45
Figura 18. Caracterización de los tipos de falla	46
Figura 19. Entradas y Salidas para el pre procesamiento de los datos	47
Figura 20. Diagrama de flujo del procedimiento del programa principal.	49

Figura 21. Presión a la salida a viscosidad de 110 cSt y viscosidad de 110 cSt con aire	52
Figura 22. Caudal a la salida a viscosidad de 110 cSt y viscosidad de 110 cSt con aire	53
Figura 23. Presión a la salida a viscosidad de 110 cSt y con desgaste en la viscosidad de 90 cSt	54
Figura 24. Caudal a la salida a viscosidad de 110 cSt y con desgaste en la viscosidad de 90 cSt	54
Figura 25. Presión a la salida con desgaste en la viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%	55
Figura 26. Caudal a la salida con desgaste en la viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%	56
Figura 27. Matriz de Confusión del modelo de clasificación Random Forest	62
Figura 28. Recuento de las predicciones de la Matriz de Confusión del modelo de clasificación Random Forest	63
Figura 29. Matriz de Confusión del modelo de clasificación MLP	65
Figura 30. Recuento de las predicciones de la Matriz de Confusión del modelo de clasificación MLP.	66
Figura 31. Corriente a 110cSt.	75
Figura 32. Presión a la entrada con 110cSt.	75
Figura 33. Caudal a la entrada con 110cSt.	76
Figura 34. Presión a la salida con 110cSt	76
Figura 35. Caudal a la salida con 110cSt	77
Figura 36. Corriente a 110cSt con entrada de aire de 12%.	77
Figura 37. Presión a la entrada a 110cSt con entrada de aire de 12%.	78
Figura 38. Caudal a la entrada a 110cSt con entrada de aire de 12%.	78
Figura 39. Presión a la salida a 110cSt con entrada de aire de 12%.	79
Figura 40. Caudal a la salida a 110cSt con entrada de aire de 12%.	79
Figura 41. Corriente a 90cSt.	80

Figura 42. Presión de entrada a 90cSt.	80
Figura 43. Caudal de entrada a 90cSt.	81
Figura 44. Presión a la salida a 90cSt.	81
Figura 45. Caudal a la salida a 90cSt.	82
Figura 46. Corriente a 90cSt con entrada de aire de 12%.	82
Figura 47. Presión a la entrada a 90cSt con entrada de aire de 12%.	83
Figura 48. Caudal a la entrada a 90cSt con entrada de aire de 12%.	83
Figura 49. Presión a la salida a 90cSt con entrada de aire de 12%.	84
Figura 50. Caudal a la salida a 90cSt con entrada de aire de 12%.	84
Figura 51. Corriente viscosidad de 110cSt y viscosidad de 110cSt con aire	85
Figura 52. Presión a la entrada con viscosidad de 110cSt y viscosidad de 110cSt con aire	85
Figura 53. Caudal a la entrada con viscosidad de 110cSt y viscosidad de 110cSt con aire	86
Figura 54. Corriente con viscosidad de 110cSt y desgaste en la viscosidad de 90cSt	86
Figura 55. Presión a la entrada con viscosidad de 110cSt y desgaste en la viscosidad de 90cSt	87
Figura 56. Caudal a la entrada con viscosidad de 110cSt y desgaste en la viscosidad de 90cSt	87
Figura 57. Corriente con desgaste en la viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%	88
Figura 58. Presión de entrada con desgaste en la viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%	88
Figura 59. Caudal de entrada con desgaste en la viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%	89

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Bloques de Simscape.	28
Tabla 2. Parámetros mecánicos de la bomba triple	38
Tabla 3. Tabla de valores con Tipo de falla 0.	57
Tabla 4. Tabla de valores con Tipo de falla 1.	58
Tabla 5. Tabla de valores con Tipo de falla 2.	59
Tabla 6. Tabla de valores con Tipo de falla 3.	60
Tabla 7. Rendimiento de los modelos RF y MLP.	61
Tabla 8. Acciones preventivas según el Tipo de falla	69

RESUMEN

La detección y prevención de fallas son fundamentales para monitorear el ciclo de vida de una máquina, especialmente en bombas de tres pistones que operan en entornos hostiles y su función es vital en diversas operaciones industriales, por lo que cualquier error en su rendimiento puede acarrear repercusiones serias, incluyendo la detención de la producción, daños a equipos y riesgos laborales.

Con el fin de mejorar la precisión y eficiencia de la detección y gestión del estado de las bombas triple, se propone el gemelo digital, una tecnología emergente que busca lograr la convergencia entre el mundo físico y virtual.

En concreto, el modelo de gemelo digital de la bomba de tres pistones está construida por Simscape en MATLAB, y bajo un enfoque cuantitativo serán definidos los parámetros mecánicos de aplicación en el gemelo digital. La recopilación de datos en diferentes condiciones de trabajo en el sistema hidráulico simulados se obtiene mediante las señales de corriente, presión y caudal de la bomba alternativa con el fin de extraer las características y el diagnóstico de las fallas para el modelo de gemelo digital. Luego se procede a implementar los métodos de aprendizaje supervisados Random Forest y MLP, los cuales pueden analizar datos históricos y de sensores para predecir la probabilidad de que ocurran fallas futuras y clasificar el estado operativo de la máquina.

El estudio muestra que los métodos de aprendizaje supervisados aplicados pueden extraer eficazmente las características de falla de las señales de corriente, caudal y presión de la bomba alternativa en estado de falla, además reconocen con precisión la clasificación desarrollada del modelo, lo que permite realizar mantenimiento preventivo antes de que ocurra un problema grave y evitar interrupciones en la máquina no planificadas.

Palabras clave: Bomba de tres pistones, Detección y prevención de fallas, Modelo de Gemelo digital, Métodos de aprendizaje supervisados Random Forest y MLP, Simscape/Matlab.

INTRODUCCIÓN

Con el rápido avance hacia la digitalización en la industria moderna, la implementación de redes y tecnología de diagnóstico inteligente de fallos se vuelve esencial para asegurar el funcionamiento seguro y estable de los equipos mecánicos.

Esto permite prevenir adecuadamente accidentes graves y evitar grandes pérdidas económicas derivadas de fallos en los equipos [1]. Es así como con el avance del gemelo digital, la gestión del estado de las máquinas se ha convertido en el foco de la actualización del monitoreo de equipos. Wang et al. dan referencia a que el modelo tiene la capacidad de producir información sobre el desempeño del sistema que se asemeja a la vida real, lo cual facilita la incorporación de la monitorización de equipos en el ámbito físico y virtual, además de brindar una oportunidad importante para la predicción y el diagnóstico de fallas mecánicas cuando las señales de falla recopiladas son insuficientes [2], lo que ofrece oportunidades notables para el diagnóstico de fallas de la máquina para condiciones de falla medidas efectivas.

Este diagnóstico de fallas implica evaluar el estado operativo de un equipo mecánico mediante el análisis de la información recopilada. Se extraen características distintivas de las señales y se aplican métodos teóricos pertinentes para identificar el tipo de falla y, finalmente, obtener el resultado del diagnóstico.

En la actualidad, “los enfoques de identificación de fallas se pueden dividir en los siguientes tres tipos principales: métodos tradicionales de diagnóstico de fallas inteligentes, métodos modernos de diagnóstico de fallas inteligentes y métodos combinados de diagnóstico de fallas inteligentes” [1].

Es por eso que, en los últimos años, académicos extranjeros han realizado diversas investigaciones en el diagnóstico de fallas de una bomba de tres pistones. Jinrui Wang, Zongzhen Zhang, en Digital twin aided adversarial transfer learning method for domain adaptation fault diagnosis, realizaron su estudio basado en un modelado de gemelo digital de una bomba de tres pistones, en la cual se diseñan fallas en el desgaste de los cojinetes del cigüeñal, sellos del émbolo con fugas y entradas bloqueadas [2]. Por otro lado el artículo de Samar M. Zayed¹ and Gamal Attiya, denominado An Efficient Fault Diagnosis Framework for Digital Twins Using Optimized Machine Learning Models in Smart Industrial Control Systems, propuso un marco de diagnóstico de fallas basado en inteligencia artificial inteligente y eficiente que utiliza nuevos modelos híbridos de optimización y aprendizaje automático para sistemas de gemelo digital industriales, a saber, el modelo de bomba triple que incluye varias

condiciones de falla, como una falla por desgaste del eje, una falla en los dientes del engranaje y una falla por deriva del sensor [3].

Samah Alshathri en *Digital Twin-Based Automated Fault Diagnosis in Industrial IoT Applications*, realizó un modelo eficiente de diagnóstico de fallas basado en gemelo digital y en herramientas de aprendizaje automático (ML) para el diagnóstico de fallas de una bomba triple [4].

Es así que en este proyecto se presenta un modelo de diagnóstico de fallas inteligente asistido por gemelo digital para una bomba de tres pistones (Triplex), simulando las fallas de cambio de viscosidad en el aceite hidráulico bombeado y la entrada de aire en el circuito hidráulico en una bomba de tres pistones, con el fin de que los resultados obtenidos logren un rendimiento eficiente para el diagnóstico de fallas en tiempo real basado en estos campos críticos, además de contribuir al avance de la ingeniería de mantenimiento y la gestión de activos al proporcionar una solución innovadora para la detección de fallas en bombas alternativas.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En el ámbito de la ingeniería y el mantenimiento industrial, la detección temprana y la prevención de fallas en equipos críticos como las bombas de pistones son de vital importancia para garantizar la eficiencia operativa y la seguridad en los procesos. Por lo que, la falta de un enfoque preciso y oportuno para la detección de fallas puede resultar en costosas interrupciones en la producción, daños a la maquinaria y potenciales riesgos para la seguridad del personal. Por lo tanto, es crucial abordar este problema de manera integral para mejorar la fiabilidad y eficiencia de las operaciones donde se utilizan bombas alternativas.

Aunque llevar a cabo un mantenimiento regular puede prevenir el tiempo de inactividad no planificado, no hay garantía de que el equipo no falle. ¿Qué ocurriría si la máquina fuera capaz de alertar sobre el inminente fallo de una de sus partes? ¿Y si pudiera indicar qué componente necesita ser reemplazado? Esto reduciría significativamente el tiempo de inactividad no planificado. Es por eso que, con el mantenimiento predictivo las labores de mantenimiento se ejecutarían únicamente cuando fuese necesario, basado en la información de los sensores, en lugar de seguir intervalos fijos. El objetivo es prevenir el tiempo de inactividad empleando datos para anticipar cuándo se precisa el mantenimiento.

Así mismo, se presenta el desafío de generar de manera simulada las fallas de cambio de viscosidad en el aceite hidráulico bombeado y la entrada de aire en el circuito hidráulico en una bomba de tres pistones, utilizando un gemelo digital para la respectiva detección y prevención de dichas fallas; por lo que las fluctuaciones en la viscosidad del aceite hidráulico y la presencia de aire en el circuito hidráulico pueden provocar un deterioro en el rendimiento de la bomba, afectando la eficiencia de todo el sistema y aumentando el riesgo de fallas catastróficas.

JUSTIFICACIÓN

Cuando se presenta una falla en los equipos industriales, suele ser necesario apagarlos de manera abrupta. Aunque en algunos casos el proceso de reparación en sí no es tan costoso en otros casos puede haber pérdidas millonarias, por lo que la pérdida económica debido al tiempo de inactividad puede ser considerable. Por esta razón, realizar un monitoreo en línea efectivo y en tiempo real, así como un diagnóstico de fallas para equipos mecánicos, resulta especialmente crucial. Según Wang et al. si el equipo mecánico puede indicar qué piezas están próximas a fallar y proporcionar una estrategia de mantenimiento precisa, se puede reducir considerablemente el tiempo dedicado a labores de mantenimiento, evitando así pérdidas económicas asociadas a la inactividad [2].

Uno de los equipos más usados en la industria mencionado por Zhu et al. son las bombas de tres pistones donde en un entorno operativo continuo de alta velocidad y alta presión, es probable que se produzcan fallas en las bombas de pistón, como zapata suelta, desgaste de la zapata, falla del resorte central, desgaste de la placa de la válvula, desgaste del pistón, desgaste del plato cíclico y daños en los cojinetes. Cualquiera de estas fallas puede convertirse en una fuente de excitación, causando vibraciones mecánicas [1].

Es así que, Gong et al. define el modelo de gemelo digital como una opción viable, por lo que conlleva a la creación de métodos inteligentes de diagnóstico de fallas que han logrado un desarrollo significativo con el rápido avance del aprendizaje profundo, la tecnología de detección avanzada, la automatización de equipos y un diagnóstico de fallas efectivo que puede ahorrar tiempo al permitir una intervención correctiva oportuna, evitando así fallas de funcionamiento potencialmente peligrosas [5].

1. OBJETIVOS

1.1 Objetivo General

Detectar y prevenir fallas de una bomba de tres pistones a partir de la simulación en un modelo de gemelo digital.

1.2 Objetivos específicos

- Definir los parámetros mecánicos de un gemelo digital existente para una bomba de tres pistones.
- Generar simuladamente las fallas de cambio de viscosidad en el aceite hidráulico bombeado y la entrada de aire en el circuito hidráulico en una bomba de tres pistones, y obtener el conjunto de datos de las fallas para las variables representativas.
- Caracterizar las fallas en el conjunto de datos obtenido mediante la simulación en el gemelo digital.
- Probar el conjunto de datos de las fallas simuladas de la bomba en un algoritmo de detección y prevención de fallas.

2. MARCO TEÓRICO

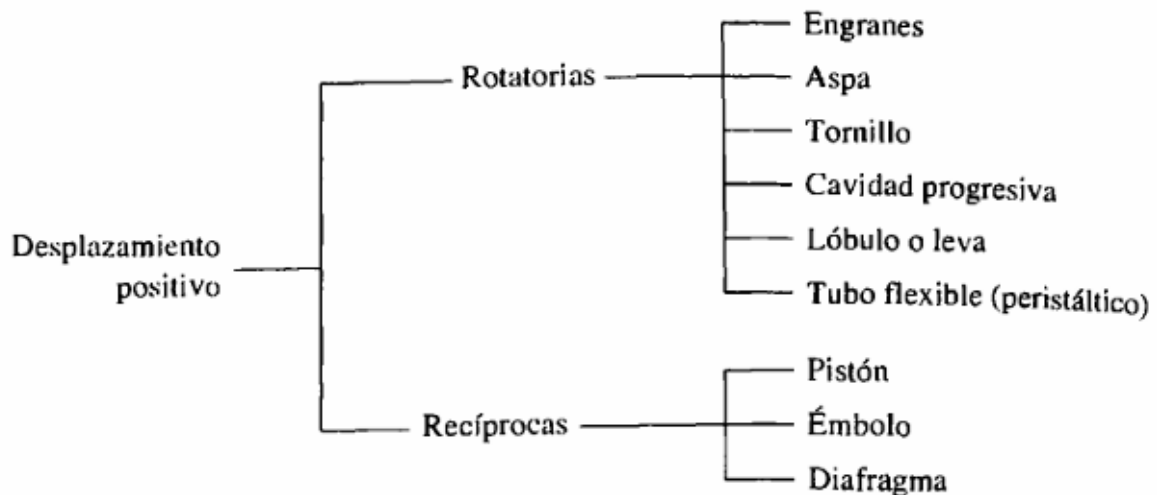
2.1. Bombas de desplazamiento positivo

Las bombas de desplazamiento positivo envían una cantidad fija de fluido en cada revolución del eje impulsor de la bomba [6]. Por lo cual, al ser un proceso de bombeo continuo puede realizarse mediante pistones, tornillos, engranajes, rodillos, diafragmas o paletas [6].

Por otro lado, “la capacidad de la bomba se verá afectada de manera leve por las variaciones de presión, ya sea por holguras entre la carcasa y el rotor de la bomba, aspas, pistones y otros elementos” [6]. Aunque hay diversos estilos de bombas de desplazamiento positivo, la mayoría se pueden dividir en dos grupos principales: bomba reciprocante y bombas rotativas como se muestra en la Figura 1.

Figura 1.

Tipos de bombas de desplazamiento positivo.



Nota. El gráfico ilustra la clasificación de las bombas de desplazamiento positivo. Cada una de estas clasificaciones principales puede subdividirse en varios tipos específicos de importancia comercial. Tomado de: Mott. Robert L, “Mecánica de fluidos”, Pearson educación, México, sexta edición, 2006, [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/31396567/Mecánica_de_Fluidos_6ta_Edición_Robert_L_Mott_pdf

2.1.1. Características generales de las bombas de desplazamiento positivo

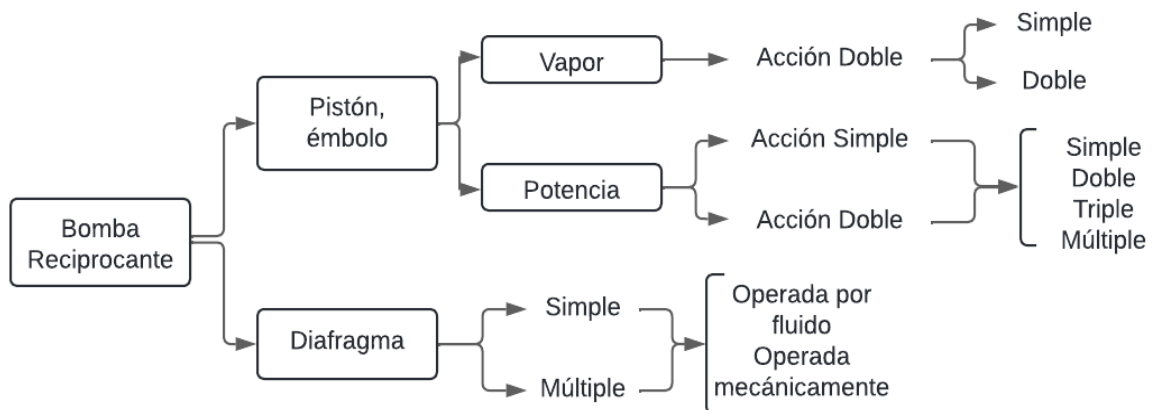
Las bombas de desplazamiento positivo según Mott tienen propiedades que las hacen efectivas en el manejo de diversos líquidos como agua, aceites hidráulicos en sistemas de potencia, sustancias químicas, pintura, gasolina, grasas, adhesivos y alimentos. En términos generales, se emplean en aplicaciones de alta presión que necesitan un suministro constante. Sin embargo, ciertos diseños presentan desventajas como la vulnerabilidad al daño por partículas sólidas y abrasivas, así como los pulsos de salida (variaciones en la presión o flujo del fluido) generados por la bomba durante su operación. Estas fluctuaciones pueden ser causadas por factores como la viscosidad del fluido, la velocidad de bombeo, entre otros [6].

2.1.2. Bombas recíprocas o alternativas

McNaughton y el cuerpo de redactores de Chemical plantean que una bomba recíprocante es un tipo de bomba de desplazamiento positivo que toma una cantidad fija de líquido, este se comprime a la presión de descarga y lo expulsa por la boquilla de descarga mediante el movimiento alternativo de un pistón, émbolo o diafragma, lo que se conoce como ciclos de reciprocidad [7]. “Las bombas recíprocantes se dividen en tres tipos: de potencia, de volumen controlado y de vapor” [8], tal como se muestra en la Figura 2.

Figura 2.

Tipos de bombas alternativas.



Nota. El gráfico ilustra la clasificación de las bombas recíprocantes. Tomado de: R. Rayner, “RECIPROCATING PUMPS: NOMENCLATURE, CHARACTERISTICS, COMPONENTS AND TYPES”, *Pump Users Handbook*, cuarta edición, Elsevier Science, 1995, Páginas 153-XI, [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/B978-185617216-5/50009-6>

Como señala ASIPS, durante la primera fase del movimiento del pistón en una bomba reciprocante de pistones, se crea un vacío que permite la entrada de fluido a través de una válvula de admisión, mientras que la válvula de salida se cierra, extrayendo así el fluido hacia la cámara del pistón en un proceso de succión [9]. “En realidad, el cilindro debe experimentar una reducción de presión tal que la presión de succión ya sea atmosférica o de otro tipo, pueda forzar la entrada de líquido” [8]. Enfatiza ASIPS que en el momento cuando el pistón retrocede la válvula de entrada se cierra debido a la presión, mientras que la válvula de salida se abre para liberar el fluido de la cámara del pistón, el cual es empujado por una válvula de descarga durante la fase de compresión [9].

McNaughton y el cuerpo de redactores de Chemical sostienen que la bomba reciprocante no depende de la velocidad para generar presión, a diferencia de las bombas centrífugas. Puede generar presiones altas incluso a bajas velocidades, lo que la hace especialmente efectiva para bombear pastas aguadas abrasivas y líquidos altamente viscosos. [7].

2.2. Bomba reciprocante de triple émbolo

Guerrero y Javier describen a las bombas de triple émbolo en movimiento alternativo, comúnmente conocidas como bombas triplex de acción simple, como dispositivos mecánicos que cuentan con tres cilindros que se desplazan en una cámara. Los pistones se mueven a lo largo de su trayectoria, lo que posibilita el desplazamiento hacia la posición del punto muerto inferior (hacia atrás), haciendo que el fluido se desplace a través de las válvulas de entrada abiertas (llamadas también válvulas de succión). Posteriormente, al mover los pistones hacia la posición del punto muerto superior (hacia adelante), el fluido es empujado a través de la válvula de descarga abierta [10].

2.2.1. Componentes de una bomba de tres pistones

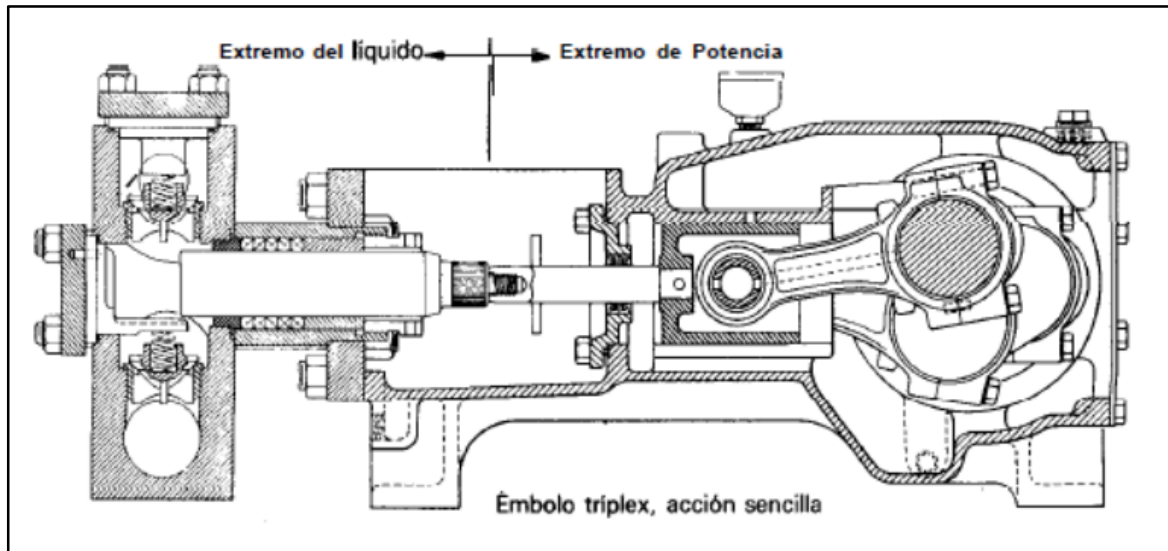
Todas las bombas de desplazamiento alternativo según McNaughton y el cuerpo de redactores de Chemical, cuentan con uno o más elementos de bombeo (pistón, émbolo o diafragma) que se mueven de forma alternativa dentro y fuera de las cámaras de bombeo para generar su funcionamiento. Cada cámara contiene al menos una válvula de succión y una de descarga. Estas válvulas de retención se abren debido a la presión diferencial del líquido [7].

Es así que, “La bomba de tres pistones consta de tres cilindros en su estructura, así como tres pistones, tres bielas, tres sellos de prensaestopas y tres cámaras de acción” [10].

Por otro lado, los modelos de las bombas de tres pistones tienen dos componentes principales, el extremo líquido y el extremo de potencia de la bomba, como se muestra en la Figura 3.

Figura 3.

Esquema de una bomba de tres pistones.



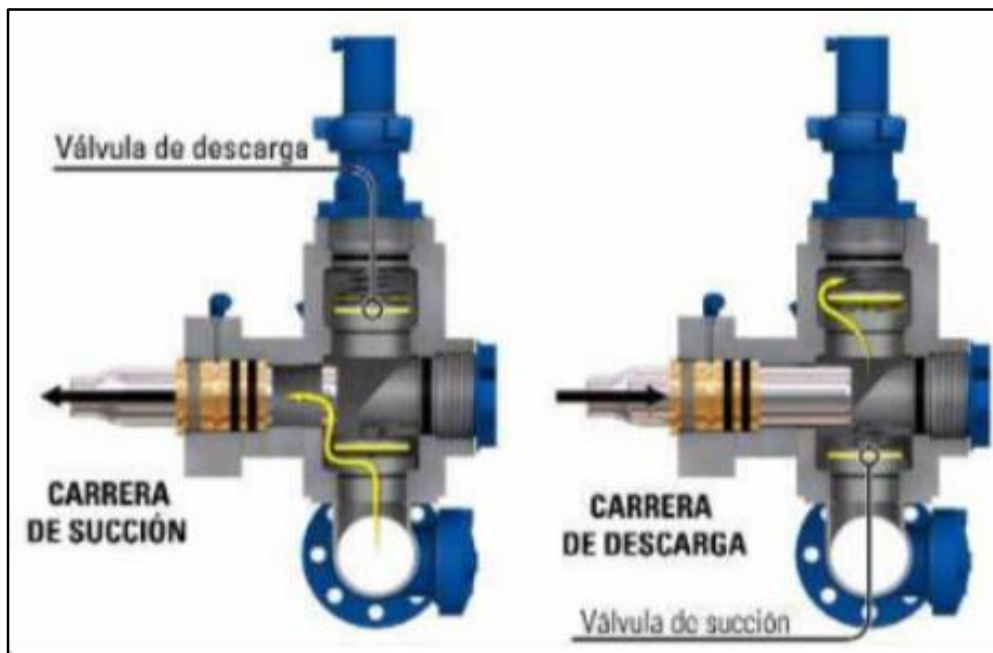
Nota. La figura representa el esquema de una bomba de tres pistones, en el cual se observa el extremo líquido (Fluid end) y el extremo de potencia (Power end). Tomado de: Kenneth J. McNaughton Y el cuerpo de redactores de Chemical E, (1992), “BOMBAS selección, uso y mantenimiento”, D.F: McGraw-Hill, México., [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/6343212/BOMBAS_Selección_uso_y_mantenimiento_McGRAW_HILL

2.2.1.a Extremo líquido. “Esta es la parte de la bomba donde se efectúa el bombeo” [7]. Según Schlumberger el extremo líquido recibe energía del extremo de potencia. Esta sección de la bomba triplex recibe fluido a baja presión, transmite energía al fluido y lo libera a alta presión. Durante la fase de succión, al moverse el pistón hacia el extremo de potencia, se produce una disminución de presión en la cámara entre las válvulas de succión y de descarga. Esto ocasiona la apertura de la válvula de succión, permitiendo que el fluido circule desde el colector a través de la entrada de succión, pasando alrededor de las válvulas de succión y hacia el interior de la cámara. En el movimiento contrario, cuando el pistón se desplaza hacia el extremo de fluido en la fase de descarga, el fluido contenido en la cámara es expulsado hacia el exterior. La

válvula de succión se cierra de inmediato y el fluido desplaza la válvula de descarga, impulsando el fluido hacia la cámara de descarga [11], como se ilustra en la Figura 4.

Figura 4.

Flujo a través del extremo líquido (Fluid end).



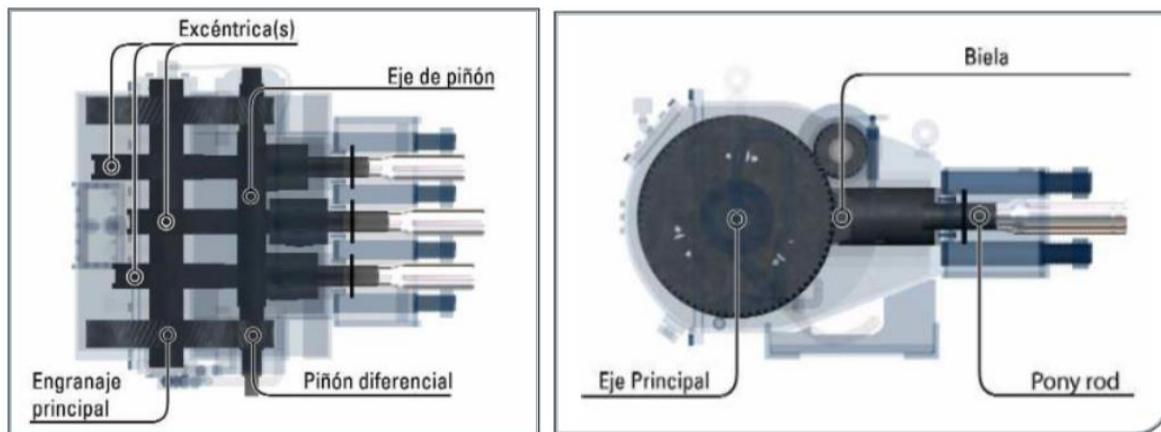
Nota. Carrera de succión y carrera de descarga de la bomba triple. Tomado de: Schlumberger, “Jet módulo 2, bombas triplex”, *Versión provisora*, vol. 1, [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/33319171/Bombas_Triplex

2.2.1.b Extremo de potencia o extremo de transmisión. El extremo de potencia de la bomba, de acuerdo con McNaughton y el cuerpo de redactores de Chemical, alberga el propulsor encargado de transformar el movimiento rotatorio de la máquina motriz en movimiento alternativo en el extremo líquido. El elemento fundamental en esta sección es el bastidor, el cual brinda soporte a todas las demás piezas motrices y comúnmente al extremo líquido. Otro componente esencial en el extremo de potencia es el cigüeñal, o en ocasiones, un árbol de levas [7].

El eje de piñón como señala Schlumberger, mueve el cigüeñal mediante los engranajes principales. Las excéntricas convierten el giro del eje principal en un movimiento alternativo, esta fuerza alternativa se transfiere a las bielas y las crucetas, moviendo los pistones ubicados en el extremo líquido [11], como se muestra en la Figura 5.

Figura 5.

Componentes principales del extremo de potencia (Power End).



Nota. Piezas principales del extremo de potencia de la bomba triple. Tomado de: Schlumberger, “Jet módulo 2, bombas triplex”, *Versión provisora*, vol. 1, [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/33319171/Bombas_Triplex

2.2.2. Principales aplicaciones de la bomba de tres pistones

Las aplicaciones típicas de las bombas reciprocantes según McNaughton y el cuerpo de redactores de Chemical son: carga de aminas, petróleo pobre, inyección de agua salada, eliminación de agua salada, evitadores de reventores, sistemas hidráulicos, producción de fertilizantes, limpieza, tambores deshidratadores, dosificación y homogeneización [7].

2.3. Desgaste en la viscosidad del aceite hidráulico en bombas de desplazamiento positivo

Las bombas de desplazamiento positivo como afirma Gaydon, difieren fundamentalmente de las bombas centrífugas porque desplazan un volumen de líquido por cada revolución del eje, por lo que esta característica suele ser beneficiosa al bombear líquidos viscosos [12].

De acuerdo con Mott la viscosidad es una característica fundamental ya que conecta la capacidad de lubricación de un fluido con su facilidad para ser impulsado a través de un sistema de bombeo y pasar a través de la tubería, tubo, actuadores, válvulas y otros dispositivos de control que se encuentran en los sistemas de fluido de potencia [6].

La degradación química de acuerdo con LUFILSUR, representa la segunda causa más frecuente de contaminación en fluidos hidráulicos, donde el aceite hidráulico al ser un

compuesto químico, se degrada de forma natural con el paso del tiempo. Esta descomposición se ve acelerada en presencia de altas temperaturas o presiones excesivas en el fluido. Cuando estos fluidos se descomponen en otros compuestos químicos, dichos productos secundarios pueden perjudicar al sistema hidráulico, ya que su viscosidad disminuye [13].

Es por eso que las bombas alternativas que tienen flujo pulsado según DIENER, son aún más sensibles a las caídas de presión y, por lo tanto, a la viscosidad del fluido. Además, experimentan fugas internas debido a que el fluido puede moverse a través de espacios estrechos, entre piezas deslizantes o a través de micro huecos en los sellos internos, es así que los líquidos más viscosos tienen menos probabilidad de fluir a través de estos espacios internos, lo que significa que a mayor viscosidad, menor será la influencia del cambio de presión en el desplazamiento de la bomba. [14].

Por otro lado, Gaydon afirma que la eficiencia volumétrica de una bomba de desplazamiento positivo se debe al flujo de fuga, conocido como deslizamiento, lo que significa que una mayor viscosidad en realidad disminuye el deslizamiento y mejora la eficiencia volumétrica de las bombas reciprocantes [12].

2.4. Contaminación por aire en el aceite hidráulico

En el ámbito de los fluidos hidráulicos, Strobbe enfatiza que se considera contaminante cualquier sustancia que obstaculice el adecuado desempeño del aceite en un sistema. Entre estas sustancias, el aire es un ejemplo destacado, donde comúnmente el fluido hidráulico contiene entre un 6 y un 12% en cuanto a volumen de aire disuelto [15].

La contaminación del aceite hidráulico como LUFILSUR lo postula, constituye la principal vulnerabilidad de cualquier sistema hidráulico. Entre el 70% y el 80% de las fallas pueden atribuirse a la presencia de impurezas o contaminación en el fluido. Por consiguiente, la contaminación representa un serio riesgo para estos sistemas y figura como una de las causas más frecuentes de las averías que se producen en estos dispositivos. La aparición de burbujas suele indicar la presencia de aire en el aceite hidráulico. Esta situación puede alterar la compresibilidad del líquido y, según el nivel de contaminación, impactar en el rendimiento de los equipos [13].

2.5. Concepto de gemelo digital

El Gemelo Digital se refiere a representaciones virtuales de objetos físicos a lo largo de su ciclo de vida; estas representaciones pueden interactuar, aprender y operar en tiempo real mediante datos o un modelo de simulación que recopila datos del campo y desencadena al funcionamiento de dispositivos físicos Fu et al. Pensó en el gemelo digital como una representación digital en tiempo real de un objeto físico [16].

El Gemelo Digital de acuerdo con Attaran y Celik está conectado de forma remota a objetos reales y ofrece representaciones detalladas de los mismos. Va más allá de los diseños de productos estáticos, como los modelos CAD, al comprender su comportamiento dinámico y la duplicación virtual de un activo del mundo real a través de la constante transmisión de datos, lo que permite que la versión digital del objeto coexista simultáneamente con la física. Para mejorar la inteligencia y aplicabilidad de la tecnología, el Gemelo Digital emplea tecnología de big data para desentrañar datos valiosos y efectivos, especialmente en la rápida detección y evaluación de fallos de diseño. Por otro lado, en los campos de ingeniería y fabricación, se hace un uso predominante de los gemelos digitales para ofrecer representaciones virtuales exactas de objetos y para simular procesos en funcionamiento. Los ámbitos en los que se están aplicando actualmente los gemelos digitales incluyen: manufactura, diseño y mejora de procesos, mantenimiento preventivo, colaboración entre diferentes áreas, gestión agrícola, salud y ciencia de la vida, así como en las industrias automotriz y aeronáutica [17].

En otras palabras, “el gemelo digital proporciona nuevos enfoques para generar datos de simulación para condiciones de falla, lo que permite que estén en el centro de atención para el diagnóstico de fallas y el mantenimiento predictivo” [3].

2.5.1. Tipos de gemelos digitales

Actualmente existen 3 tipos de gemelos digitales según REPSOL, que son determinados por la etapa de producción en la que se encuentra el producto:

- Prototipo de gemelo digital (DTP): Se genera en una etapa en la que el producto aún no ha sido materializado. Se introduce un prototipo virtual para visualizar con precisión la apariencia y el comportamiento que tendría el producto físico.
- Instancia gemela digital (DTI): Este modelo se desarrolla una vez que el producto físico ya está presente. En esta instancia, el gemelo digital se emplea para llevar a cabo pruebas en diversos escenarios donde podría ser implementado.

- Agregado de gemelos digitales (DTA): Se emplean los datos y la información previamente recolectados de un producto físico para anticipar y reconocer sus capacidades [18].

2.6. Entorno de Matlab ®

Matlab es un lenguaje de programación utilizado principalmente por ingenieros y analistas de datos para cálculos numéricos [19]. Se utiliza para aprendizaje automático, procesamiento de señales y de imágenes, visión artificial, comunicaciones, diseño de control, robótica, entre otros [20]. “Sus áreas de aplicación están presentes en sistemas de seguridad activa de automóviles, naves espaciales interplanetarias, dispositivos de monitorización de la salud, redes eléctricas inteligentes y redes móviles LTE” [20].

Una de sus principales ventajas según Ozgur et al. es su capacidad para simplificar la visualización de datos, permitiendo a los usuarios interpretar la información de manera intuitiva [19].









Simulink, por su parte, “es una plataforma de diagramas de bloques que facilita el diseño y la simulación de sistemas en diferentes dominios, integrándose con Matlab para la inclusión de algoritmos y análisis de resultados” [21].

Por otro lado, de acuerdo con The MathWorks, Simscape permite la creación de modelos de sistemas físicos dentro de Simulink, facilitando la construcción de componentes físicos y el desarrollo de sistemas de control mediante el lenguaje basado en Matlab. Es por eso que se puede parametrizar modelos utilizando variables y expresiones de MATLAB, y diseñar sistemas de control para su sistema físico en Simulink. En los modelos de Simscape, es necesario contar con ciertos bloques en la configuración, como un bloque de Solver y bloques específicos de dominio [22].

En la biblioteca de bloques de Simscape se pueden encontrar algunos bloques que también son muy utilizados en el entorno de Simscape, como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1.

Bloques de Simscape.

Biblioteca	Nombre del Bloque	Descripción	Logo del bloque
Simulink> sumideros	Scope	Muestra los resultados de la simulación para las señales de entrada conectadas, Además grafica señales de simulink	
Simscape> Utilidades	PS-Simulink Converter	El bloque PS-Simulink Converter convierte una señal física a una señal de salida de Simulink®.	
Simscape> Utilidades	Simulink-PS Converter	Convierte las señales Simulink en señales físicas.	
Simscape> eléctrico> Sensores y transductores	Current Sensor	Convierte la corriente eléctrica que fluye en cada fase de la carga trifásica en una señal física proporcional a esa corriente.	
Simscape / Foundation Library / isotérmico líquido / sensores	Pressure Sensor (IL)	Representa un sensor ideal que mide la presión en una red líquida isotérmica. No hay flujo de masa a través del sensor.	
Simscape / Foundation Library / isotérmico líquido / sensores	Flow Rate Sensor (IL)	Representa un sensor ideal que mide la velocidad de flujo de masa y la velocidad de flujo volumétrico en una red líquida isotérmica. No hay cambios en la presión o la temperatura en todo el sensor.	
Simscape / Foundation Library / isotérmico líquido / sensores	Reservoir (IL)	Representa un depósito infinito de líquido isotérmico a presión atmosférica	
Simscape / fluidos / hidráulico (isotérmico) / utilidades hidráulicas	Hydraulic Fluid	El bloque de fluido hidráulico le permite especificar el tipo de fluido hidráulico utilizado en un bucle de bloques hidráulicos. Proporciona las propiedades del fluido hidráulico, como la viscosidad cinemática, la densidad y el módulo de bulk, para todos los bloques hidráulicos en el bucle.	

Nota. La tabla muestra algunos de los bloques representativos de Simscape. Tomado de: MathWorks, “Centro de ayuda”, [En línea]. Disponible en: <https://es.mathworks.com/help/>

2.7.Python

Python según Mehare et al. es un lenguaje de programación versátil y sencillo que se caracteriza por ser de propósito general, dinámico, orientado a objetos y de alto nivel. Utilizando un intérprete, puede aplicarse en una amplia variedad de situaciones. Además, este lenguaje es capaz de soportar múltiples enfoques de programación, ya sea estructurada, orientada a objetos u otros estilos. Su flexibilidad radica en la posibilidad de integrar componentes modulares de otros lenguajes de programación. [23].

2.8.Machine Learning

El aprendizaje automático (Machine Learning o ML) de acuerdo con Janiesch et al. es una técnica que permite a los programas de computadora mejorar su rendimiento en ciertas tareas a medida que adquieren experiencia. Esto se logra mediante algoritmos que aprenden de datos específicos de entrenamiento, lo que les permite descubrir patrones complejos sin necesidad de programación explícita. El Machine Learning es especialmente efectivo en tareas que implican datos de alta dimensión, como clasificación, regresión y agrupación. Su aplicabilidad es destacada en áreas como detección de fraude, calificación crediticia, reconocimiento de voz e imágenes, y procesamiento del lenguaje natural [24].

2.9.Machine Learning en detección y prevención de fallas

Existen diversas maneras de emplear técnicas de aprendizaje automático para abordar el problema de detección y diagnóstico de fallas. Como afirma The Mathworks, la clasificación representa una forma de aprendizaje automático supervisado, en la cual un algoritmo "aprende" a categorizar nuevas observaciones a partir de ejemplos de datos con etiquetas conocidas. En el contexto de la detección y diagnóstico de fallas, es posible proporcionar indicadores de condición obtenidos de un conjunto con sus respectivas etiquetas de falla a una función que entrena al clasificador [25].

2.10. Matriz de confusión

Una matriz de confusión para Kundu es una representación numérica que identifica dónde un modelo comete errores al predecir clases. Proporciona una visión detallada del rendimiento predictivo de un modelo de clasificación, asignando de manera organizada las predicciones a las clases originales de los datos. Es importante destacar que las matrices de confusión solo son

aplicables en entornos de aprendizaje supervisado, donde se conoce la distribución de las salidas.

Además de evaluar la precisión global o por clases de un clasificador, la matriz de confusión permite calcular otras métricas importantes utilizadas por los desarrolladores para evaluar la eficacia de sus modelos [26].

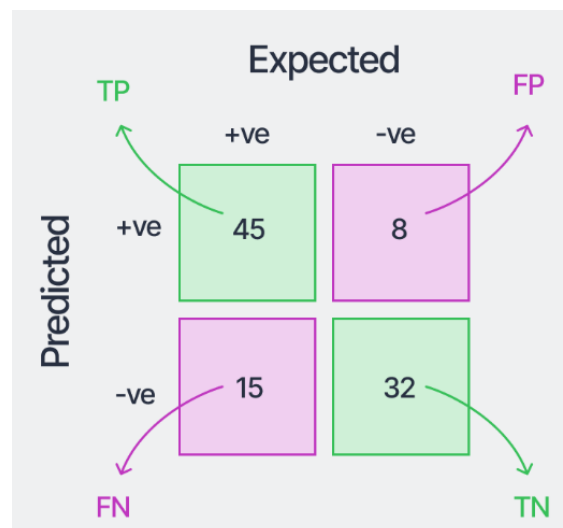
2.10.1.a Matriz de confusión para clases binarias. Un grupo de información de clase binaria citando a Kundu consiste en únicamente dos tipos diferentes de datos. Estas dos categorías pueden ser denominadas "positivas" y "negativas" para su simplicidad". Los cuales abordan los siguientes términos:

- Un verdadero positivo (TP): Es cuando una muestra de la clase positiva se clasifica correctamente.
- Un verdadero negativo (TN): Es cuando una muestra de la clase negativa se clasifica correctamente.
- Los falsos positivos (FP): Son muestras de la clase negativa que se clasifican incorrectamente como positivas.
- Un falso negativo (FN): Es una muestra de la clase positiva que se clasifica incorrectamente como negativa [26].

Los anteriores términos se pueden visualizar en la Figura 6 mediante un ejemplo de matriz binaria.

Figura 6.

Matriz de confusión para un conjunto de datos de clase binaria.



Nota. El gráfico muestra un ejemplo de matriz de confusión para clases binarias. Tomado de: Rohit Kundu, “Confusion Matrix: How to Use It & Interpret Results [Examples]”, *V7labs*, 2022, [En línea]. Disponible en: <https://www.v7labs.com/blog/confusion-matrix-guide>

En términos generales, es posible extraer las siguientes medidas de evaluación cuantitativa de esta matriz de confusión de clases binarias:

- Accuracy: Número de muestras correctamente clasificadas de todas las muestras presentes en el equipo de prueba.
- Precision: La proporción de muestras que pertenecen a la clase positiva de todas las muestras clasificadas por el modelo como positivas.
- Recall: La proporción de muestras correctamente clasificadas como positivas de todas las muestras que realmente son positivas.
- F1-score: La media armónica de las puntuaciones de precisión y recall logradas para la clase positiva [26].

2.10.2.b. Matriz de confusión para varias clases. La matriz de confusión multiclase según Kundu, guarda similitud con la matriz binaria. Las columnas reflejan la distribución de las clases originales o esperadas, mientras que las filas muestran la distribución de las predicciones o salidas hechas por el clasificador [26].

En la Figura 7, se muestra una matriz de confusión obtenida al entrenar un clasificador y evaluar el modelo entrenado en ese conjunto de pruebas:

Figura 7.

Matriz de confusión para un conjunto de datos multiclase.



Nota. El gráfico muestra un ejemplo de matriz de confusión para varias clases. Tomado de: Rohit Kundu, “Confusion Matrix: How to Use It & Interpret Results [Examples]”, *V7labs*, 2022, [En línea]. Disponible en: <https://www.v7labs.com/blog/confusion-matrix-guide>

2.11. Algoritmos predictivos de detección de fallas

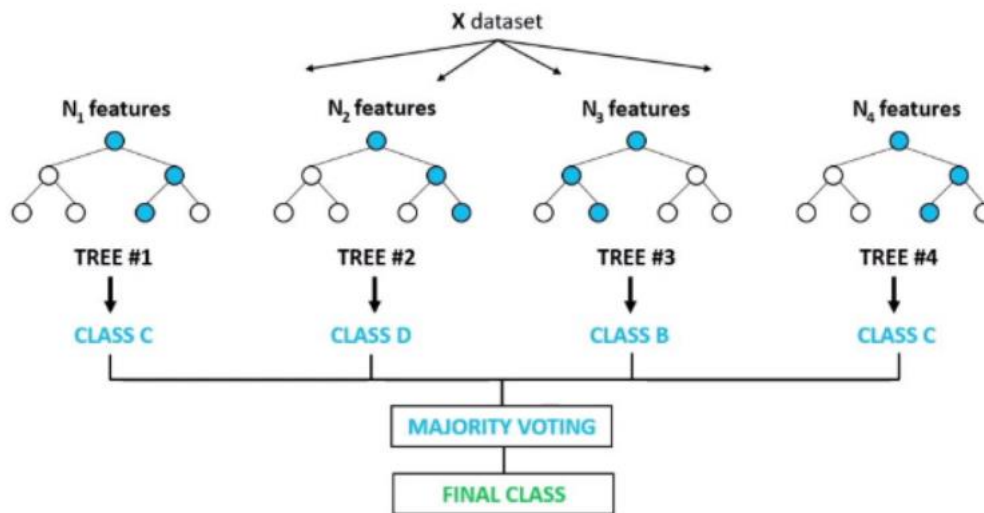
En los últimos años de acuerdo con Wang et al. los sistemas inteligentes para detectar fallos han experimentado un notable progreso gracias al rápido avance en el campo del aprendizaje profundo y la tecnología de detección avanzada [2], como es el caso del sistema de cómputo Python, que “introduce un enfoque actualizado de modelos de clasificación y regresión que son útiles para identificar patrones que puedan indicar fallas” [23].

2.11.1. Bosque aleatorio (*Random Forest*)

El Algoritmo de bosque aleatorio, ideado por L. Breiman en 2001 según Biau y Scornet, ha sido altamente efectivo en tareas de clasificación y regresión de manera amplia. Esta técnica, que fusiona múltiples árboles de decisión aleatorios y combina sus pronósticos a través de un promedio como se muestra en la Figura 8, ha demostrado un desempeño sobresaliente en situaciones donde la cantidad de variables es considerablemente mayor que la cantidad de observaciones disponibles [27].

Figura 8.

Esquema Random Forest.



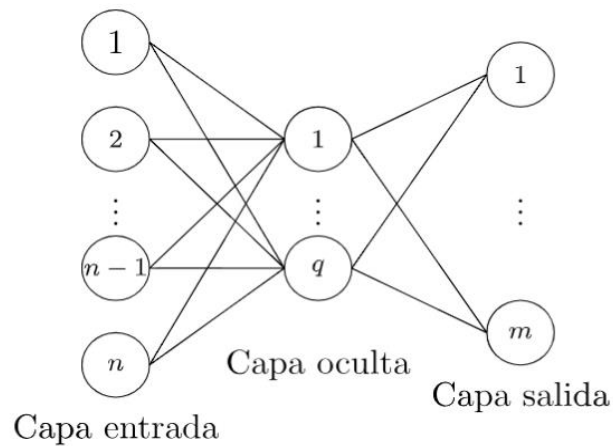
Nota. El grafico muestra un ejemplo de cada rama del esquema del modelo de clasificación Random Forest. Tomado de: Fernando Cardellino, “Tutorial para un clasificador basado en bosques aleatorios: cómo utilizar algoritmos basados en árboles para el aprendizaje automático”, *FreeCodeCamp*, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://www.freecodecamp.org/espanol/news/random-forest-classifier-tutorial-how-to-use-tree-based-algorithms-for-machine-learning/>

2.11.2. Perceptrón Multicapa (MLP)

REVISTAS S et al. mencionan que el modelo de clasificación Perceptrón multicapa es una red neuronal unidireccional constituida por tres o más capas que se entrenan utilizando un método conocido como retro propagación de errores [28], las tres capas que se pueden distinguir se encuentran en la Figura 9.

Figura 9.

Esquema Perceptrón multicapa.



Nota. El grafico muestra un ejemplo de cada capa del esquema del modelo de clasificación Perceptrón multicapa. Tomado de: REVISTAS S, H. Vivas, H. Martínez and R. Pérez, “Método secante estructurado para el entrenamiento del perceptrón multicapa”, *Revista de Ciencias*, 2018, [En línea]. Disponible en: https://revistaciencias.univalle.edu.co/index.php/revista_de_ciencias/article/view/6104

REVISTAS S et al. describen que la capa de entrada es formada por las neuronas que reciben la información o los datos iniciales del medio exterior que entran al modelo. Las capas ocultas pueden o no existir en la cual se procesa toda la información sin tener conexión con el entorno donde opera. Las capas permiten que el modelo aprenda representaciones más complejas. Por otro lado, la capa de salida se presenta cuando las neuronas transfieren la información procesada al exterior, generando el resultado final del modelo, que puede ser una clasificación, una regresión, entre otros [28].

3. METODOLOGÍA

La presente investigación es de enfoque cuantitativo bajo un diseño experimental. Las fases en las que se desarrolla la investigación son las siguientes:

3.1. Modelo de gemelo digital de una bomba de tres pistones

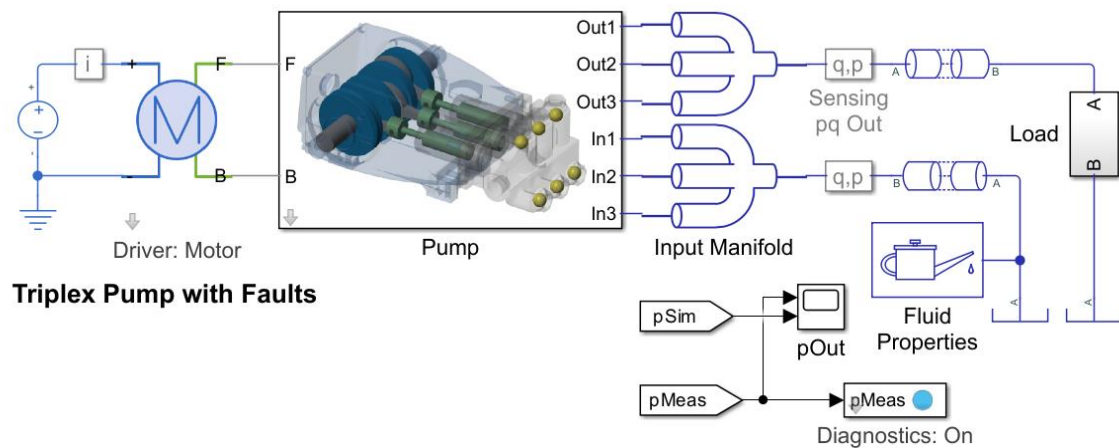
El modelo de gemelo digital de la bomba triple se extrajo directamente de The MathWorks en Matlab con referencia a “Predictive Maintenance in a Hydraulic Pump - File Exchange” donde se modela una bomba triplex, que se puede utilizar para generar datos de entrenamiento para el algoritmo de aprendizaje automático [29].

Ahora bien, en el modelo de gemelo digital ya existente están incluidos los componentes mecánicos, hidráulicos y eléctricos, además algunos bloques de Simscape que simulan el sistema de fluido, como los bloques de las tuberías y el bloque de los parámetros del fluido como se muestra en la Figura 10; los cuales se pueden configurar para simular un comportamiento de degradación en el fluido o entrada de aire en el mismo, esto mediante la librería de Simulink (Simscape / fluidos / hidráulico (isotérmico) / utilidades hidráulicas), dando doble clic en el cuadro de diálogo “Parámetros de bloque”.

Por otro lado, se define el presente modelo de gemelo digital como un gemelo digital tipo DTI, visto en la sección 2.5.1. “Tipos de gemelos digitales”, por lo que está basado en un producto real existente; además de ser utilizado para el desarrollo de pruebas en diferentes entornos en los que se podría aplicar.

Figura 10.

Modelo principal del gemelo digital de una bomba triple.



Nota. Para simular el comportamiento dinámico del sistema, la bomba Triple esta complementada con componentes hidráulicos y eléctricos. El sensor se adhiere a la salida de la bomba para recopilar los datos de presión. Tomado de: J. Wang, Z. Zhang, Z. Liu, B. Han, H. Bao and S. Ji, “Digital twin aided adversarial transfer learning method for domain adaptation fault diagnosis”, *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 234, junio 2023 [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2023.109152>

3.2.Sistema mecánico e hidráulico de la bomba en el modelo de gemelo digital.

La Figura 11, muestra los componentes del sistema mecánico, como el cigüeñal, los pistones y la carcasa de la bomba.

Tabla 2.

Parámetros mecánicos de la bomba triple

Modelo 1051 CAT PUMP		
Parámetros principales de la bomba	Valor	Unidad
Densidad del material (Acero inoxidable)	7750	kg/m ³
Revoluciones por minuto	958-1180	Rpm
Presión a la salida	6.9-124	Bar
Caudal a la salida	46.6	L/min
Parámetros parte mecánica	Valor	Unidad
Densidad del material (Acero inoxidable)	7750	kg/m ³
<i>Pistón</i>		
Longitud del pistón	0.075	m
Radio del pistón	0.012	m
<i>Vástago del émbolo</i>		
Longitud del vástago del émbolo	0.04	m
Radio del vástago del émbolo	0.005	m
<i>Copa del vástago</i>		
Longitud copa de vástago	0.02	m
Radio copa de vástago	0.015	m
Pared de la copa del vástago	0.005	m
<i>Pasador del vástago</i>		
Longitud pasador del vástago	0.03	m
Radio pasador del vástago	0.004	m
<i>Leva de manivela</i>		
Radio	0.05	m
Ancho	0.015	m
<i>Cigüeñal</i>		
Radio	0.03	m
Longitud	0.046	m
<i>Cojinete de manivela</i>		
Torque	1.00E-04	Nm/(deg/s)
<i>Biela</i>		
Longitud	0.0725	m
Ancho R1	0.004	m
Ancho R2	0.004	m
Altura	0.0114	m
<i>Colector</i>		
Radio interior	0.01	m
<i>Cilindro</i>		
Longitud	0.105	m
Radio exterior	0.0225	m
Espacio entre cilindros	5.00E-04	m
Carrera del cilindro	0.03	m
Pared del cilindro	1.00E-02	m

Motor		
Longitud eje de motor	0.07	m
Radio eje de motor	0.015	m
Relación de transmisión del motor	2	
Válvula de retención		
Área máxima a la entrada	1.00E-04	m ²
Máxima presión a la entrada	1.20E+05	Pa
Área máxima a la salida	1.00E-04	m ²
Máxima presión a la salida	1.20E+05	Pa

Nota. La tabla muestra los parámetros mecánicos de la bomba triple. Tomado de: CAT PUMPS, “15 FRAME PLUNGER PUMPS,” Datasheet. [En línea]. Disponible: https://www.catpumps.com/sites/default/files/2020-09/1051_G_0.pdf

3.4. Selección del fluido

Los sistemas de fluidos de potencia según Mott utilizan fluidos a presión para impulsar fluidos lineales o rotatorios, es así que un tipo de fluido hidráulico de uso común es el aceite hidráulico [6]. El cual será utilizado para el desarrollo de este proyecto, en específico el aceite hidráulico ISO 100, donde las cualidades sobresalientes de estos aceites según Lubricantes DANA comprenden una gran eficacia en los sistemas hidráulicos, garantizando un rendimiento óptimo y una prolongada durabilidad de los líquidos. Gracias a su estabilidad frente al calor y su resistencia a la oxidación, es factible extender los intervalos de cambio de aceite y filtro, manteniendo la limpieza de los sistemas al mismo tiempo [30].

3.5. Propiedades del Aceite Hidráulico

La densidad del aceite hidráulico a presión atmosférica está dada por: 877,3 Kg/m³ para el aceite ISO 100 [30].

El Módulo volumétrico (Módulo de bulk) del aceite hidráulico o en este caso del aceite de maquinaria es extraído del libro de Mecánica de fluidos de Robert Mott y se define en la Figura 12 con un valor de $1,303 \times 10^9$ Pa.

Figura 12.

Valor del módulo volumétrico para el aceite de maquinaria, a presión atmosférica.

Líquido	Módulo volumétrico	
	(psi)	(MPa)
Alcohol etílico	130 000	896
Benceno	154 000	1 062
Aceite para maquinaria	189 000	1 303
Agua	316 000	2 179
Glicerina	654 000	4 509
Mercurio	3 590 000	24 750

Nota. Módulo volumétrico del aceite de maquinaria a presión atmosférica. Tomado de: Mott. Robert L, “Mecánica de fluidos”, Pearson educación, México, sexta edición, 2006, pág. 31 [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/31396567/Mecánica_de_Fluidos_6ta_Edición_Robert_L_Mott_pdf

La empresa Fuchs LUBRICANTES SA para la designación estándar incluye el prefijo ISO VG seguido del número que representa la viscosidad cinemática en cSt para una temperatura de 40°C, para aceites industriales [31].

A continuación, se toma como referencia los valores de la viscosidad del aceite hidráulico ISO 100 los cuales se presentan en la Figura 13, con los valores de:

- Mínima viscosidad cinemática a presión atmosférica: 90 cSt
- Máxima viscosidad cinemática a presión atmosférica: 110 cSt

Figura 13.

Valores de viscosidad cinemática del aceite hidráulico ISO 100.

ISO VG	Viscosidad cinemática a 40°C (cSt)	
	Mínimo	Máximo
100	90	110
150	135	165

Nota. En la tabla se pueden encontrar las diferentes características para cada una de las clasificaciones de grado de viscosidad ISO que detalla los valores máximos y mínimos de la viscosidad cinemática del aceite hidráulico ISO100. Tomado de: Fuchs LUBRICANTES SA, “Tablas de viscosidades”, [En línea]. Disponible en: <https://www.fuchs.com/es/es/productos/programa-de-productos/lubricantes-de-automocion/actualidad-automocion/tablas-de-viscosidades/>

La viscosidad máxima cinemática se abordará como la viscosidad nominal para este proyecto, por lo que, al realizar pruebas entre las viscosidades de 100cSt y 110cSt no se observa una variación en los resultados en presión y caudal, es por eso que no se hace alusión al tipo de falla cuando la viscosidad aumenta. Por otro lado, se toma en cuenta que la viscosidad máxima al ser la viscosidad mayor tiene mejor eficiencia volumétrica en la bomba, lo que es de vital importancia para observar el desgaste de viscosidad abrupto.

3.6.Simulación de las fallas mediante las propiedades del fluido en diferentes situaciones de operación

Cabe destacar e indicar que la información fue recolectada por los sensores de presión, caudal y corriente en Matlab/Simscape. Los datos de cada prueba se encuentran en la sección ANEXOS 1. Para el estudio de las fallas planteadas en los objetivos específicos, se establecieron las propiedades del fluido, con respecto a las diferentes situaciones de operación. Además, el valor de la fracción volumétrica del aire es muy mínima (0.005) en condiciones normales y en el caso del desgaste de la viscosidad.

3.6.1. Viscosidad cinemática nominal: 110 cSt

En la Figura 14 se pueden observar las propiedades del aceite hidráulico en condiciones normales de operación.

Figura 14.

Propiedades del fluido en MATLAB con viscosidad cinemática nominal: 110 cSt

NAME	VALUE	
▼ Liquid		
> Density at atmospheric pressure (no entra...	877.3	kg/m ³
Isothermal bulk modulus model	Constant	
> Isothermal bulk modulus at atmospheric ...	1.303e+09	Pa
> Kinematic viscosity at atmospheric pressure	(110) ⁽¹⁾ 110	cSt
> Atmospheric pressure	0.101325	MPa
> Minimum valid pressure	1	Pa
Pressure outside valid range	Error	
▼ Entrained Air		
> Volumetric fraction of entrained air in mixt...	0.005	
> Air polytropic index	1.0	
> Air density at atmospheric condition	1.225	kg/m ³
<input type="checkbox"/> Model air dissolution		

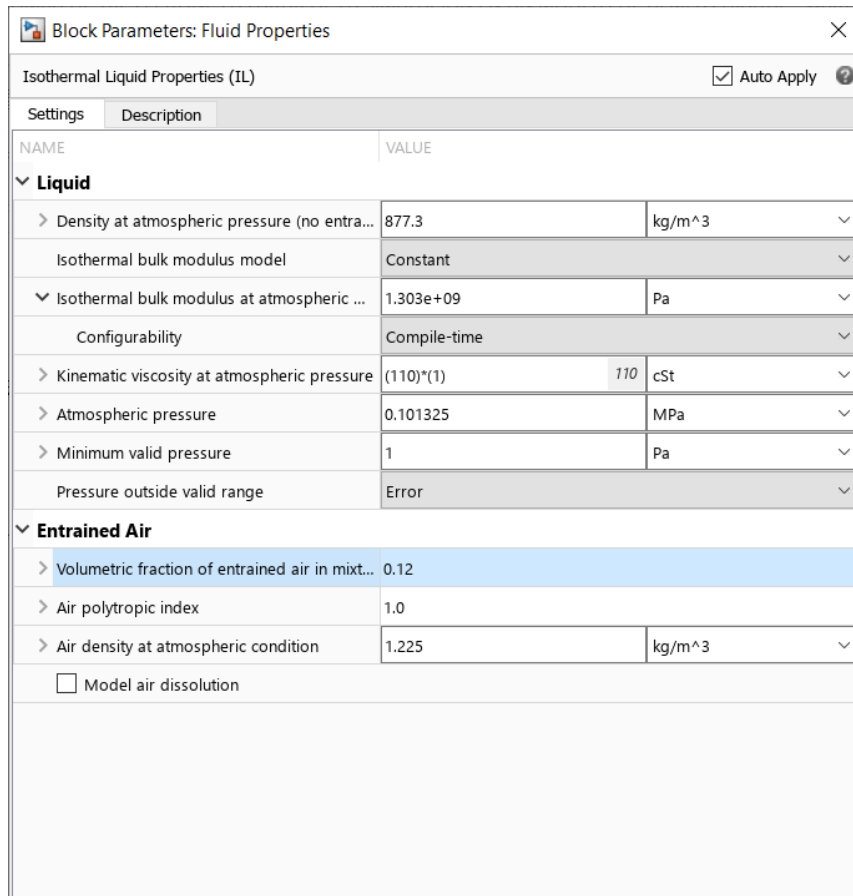
Nota. Propiedades del fluido en condiciones normales de operación. Tomado de: Matlab/Simscape.

3.6.2. Viscosidad cinemática nominal (110 cSt) y entrada de aire al 12%

Teniendo en cuenta la sección 2.4 Contaminación por aire en el aceite hidráulico, comúnmente el fluido hidráulico contiene entre un 6 y un 12% en cuanto a volumen de aire disuelto. En relación a estos rangos, se abordará un porcentaje de entrada de aire al aceite hidráulico de 12%, por lo que su fracción de volumen de aire es mayor y se requiere observar en los resultados el cambio máximo que se presenta en la bomba con relación a este valor. En la Figura 15 se encuentran las propiedades del fluido con viscosidad cinemática nominal (110 cSt) y la fracción volumétrica de entrada de aire del 12%.

Figura 15.

Propiedades del fluido en MATLAB con viscosidad cinemática nominal: 110 cSt y entrada de aire al 12%



Nota. Propiedades del fluido con viscosidad cinemática nominal y entrada de aire del 12%. Tomado de: Matlab/Simscape.

3.6.3. Desgaste en la viscosidad cinemática (90 cSt)

A continuación, se tiene en cuenta que el desgaste del fluido reduce la viscosidad cinemática del mismo lo que significa que una menor viscosidad en realidad aumenta el deslizamiento y empeora la eficiencia volumétrica de la bomba reciprocante. Por lo tanto, para la simulación en condiciones de desgaste de la viscosidad cinemática se toma el valor mínimo de viscosidad del aceite hidráulico (90 cSt), por lo cual las propiedades del aceite hidráulico para este caso se muestran en la Figura 16.

Figura 16.

Propiedades del fluido en MATLAB con desgaste en la viscosidad cinemática: 90 cSt.

NAME	VALUE	
▼ Liquid		
> Density at atmospheric pressure (no entra...	877.3	kg/m ³
Isothermal bulk modulus model	Constant	
> Isothermal bulk modulus at atmospheric ...	1.303e+09	Pa
> Kinematic viscosity at atmospheric pressure	(90)^(1)	90 cSt
> Atmospheric pressure	0.101325	MPa
> Minimum valid pressure	1	Pa
Pressure outside valid range	Error	
▼ Entrained Air		
> Volumetric fraction of entrained air in mixt...	0.005	
> Air polytropic index	1.0	
> Air density at atmospheric condition	1.225	kg/m ³
<input type="checkbox"/> Model air dissolution		

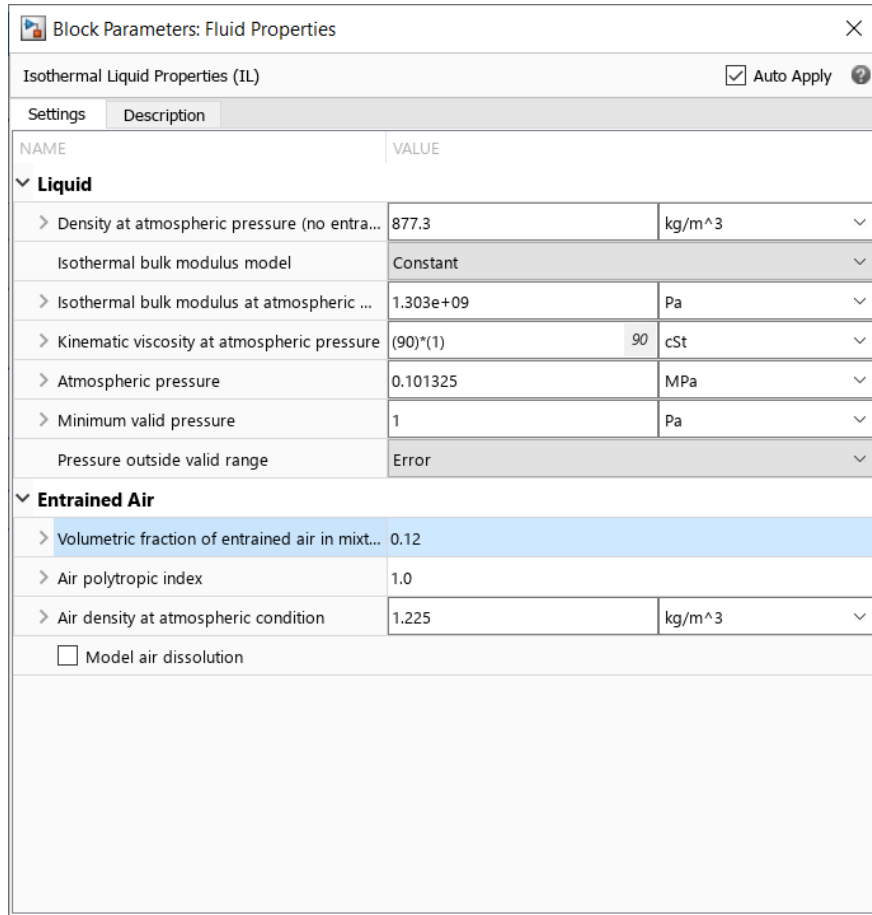
Nota. Propiedades del fluido con desgaste en la viscosidad cinemática de 90 cSt. Tomado de: Matlab/Simscape.

3.6.4. Desgaste en la viscosidad cinemática (90 cSt) y entrada de aire al 12%

Para poder observar el fluido en condiciones extremas de operación se simula el desgaste de la viscosidad cinemática con viscosidad de 90 cSt y entrada de aire del 12% de la bomba, por lo cual las propiedades del aceite hidráulico para este caso se muestran en la Figura 17.

Figura 17.

Propiedades del fluido en MATLAB con viscosidad cinemática desgastada: 90 cSt y entrada de aire al 12%.



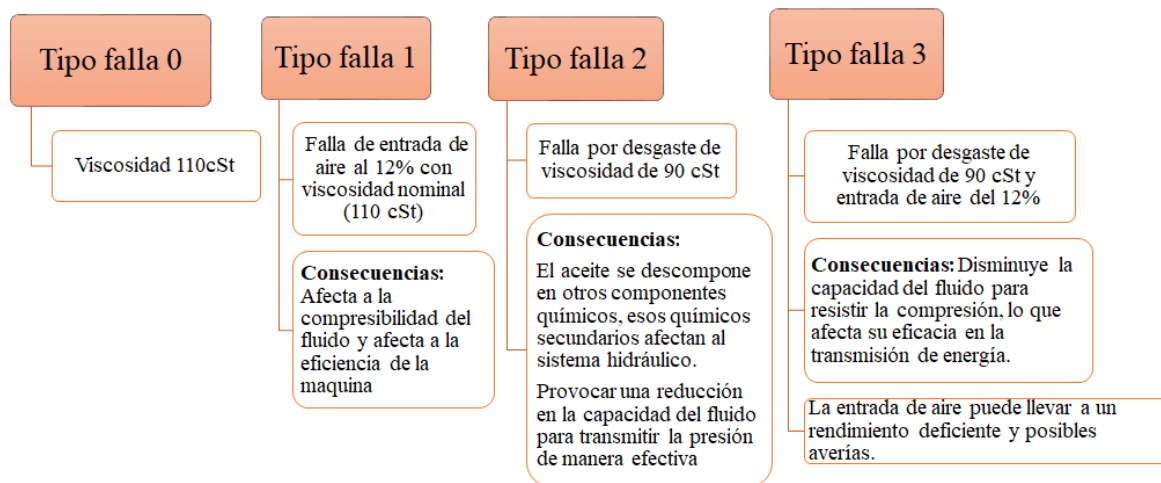
Nota. Propiedades del fluido con desgaste en la viscosidad cinemática de 90 cSt y entrada de aire del 12%. Tomado de: Matlab/Simscape.

3.7. Caracterización y clasificación de las fallas

Las fallas fueron clasificadas para el pre procesamiento de los datos, con lo cual se dieron 4 escenarios de falla (falla Tipo 0, Tipo 1, Tipo 2 y Tipo 3), con sus respectivas consecuencias, como se puede observar en la Figura 18.

Figura 18.

Caracterización de los tipos de falla



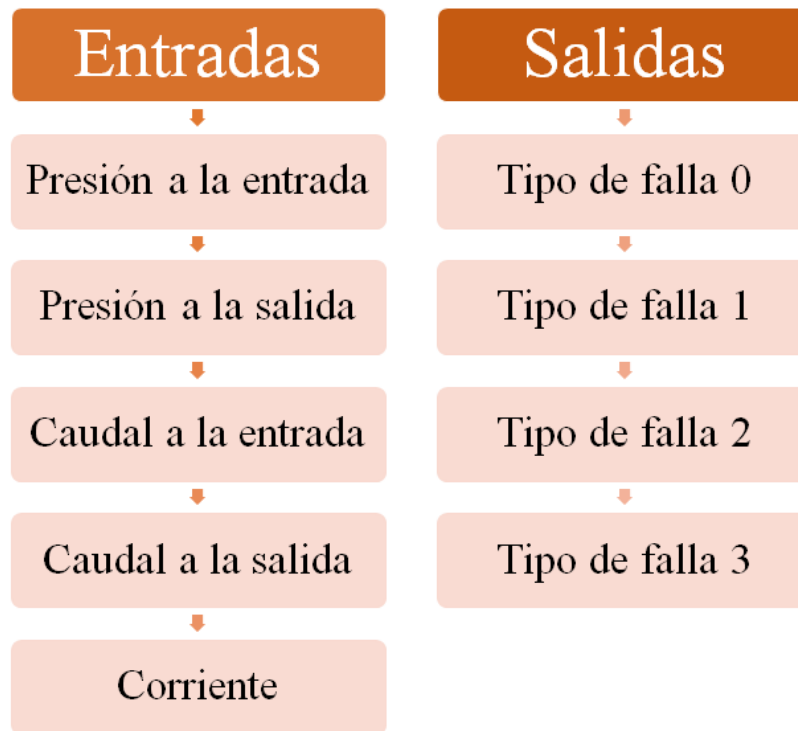
Nota: En la figura se ilustra los tipos de falla a abarcar y las posibles consecuencias emitidas hacia la bomba de tres pistones.

3.8. Registro y almacenamiento de datos para su pre procesamiento

Durante la simulación de las fallas, se registraron y almacenaron los datos resultantes, los cuales son pre procesados para normalizar las variables y la preparación de los mismos para el análisis o el entrenamiento de los modelos de machine learning; es por esto que se definieron las entradas y las salidas que son definidas en la Figura 19.

Figura 19.

Entradas y Salidas para el pre procesamiento de los datos



Nota: El diagrama muestra las entradas y salida de los datos para su pre procesamiento.

3.9. Definición del lenguaje de programación

Para la implementación de los algoritmos se utilizó Python como lenguaje de programación, basándonos en el estudio de Ozgur et al. por ser Python el que presenta mayores características favorables, las cuales se presentan a continuación:

- El código Python es más compacto y más fácil de leer.
- Python tiene una muy buena legibilidad, lo que genera menos errores y una depuración más rápida.
- Python es un programa libre para el público y permite a los programadores acceder a la codificación de código abierto que se puede encontrar en línea al realizar análisis más difíciles.
- Python ofrece un conjunto amplio de opciones en paquetes de gráficos y conjuntos de herramientas.
- Python utiliza una variedad de módulos, lo que le permite ponerse en marcha muy rápidamente.

- Python está prácticamente disponible para todos porque debido a su naturaleza gratuita, puede ejecutarse en cualquier tipo de sistema. Estos incluyen: Windows, Linux y OS X.
- En Python, las funciones y clases se pueden definir y utilizar donde quiera que el usuario desee y los programadores pueden diseñar tantos como consideren necesarios.
- Python cuenta con una variedad de kits de herramientas GUI (interfaz gráfica de usuario) disponibles. [32]

3.9.1. Herramienta para la aplicación del lenguaje de programación

Con el apoyo de Google Colab, el cual es un servicio alojado de Jupyter Notebook, fue la herramienta seleccionada para la empleabilidad del lenguaje de programación en Python gracias a su compatibilidad y que no requiere configuración para su uso, además de proporcionar acceso gratuito a recursos informáticos, incluidas GPU y TPU. Además de ser adecuado para el aprendizaje automático, la ciencia de datos y la educación [33].

3.10. Presentación del algoritmo de detección y prevención de fallas

Una solución de mantenimiento predictivo como afirma The Mathworks, se centra en un algoritmo que analiza datos de sensores para detectar anomalías y diagnosticar problemas en el equipo, con el mantenimiento predictivo, se puede planificar el mantenimiento en el momento exacto: ni demasiado pronto ni demasiado tarde. Siendo el propósito de los algoritmos de mantenimiento predictivo transformar los datos provenientes de sensores [34].

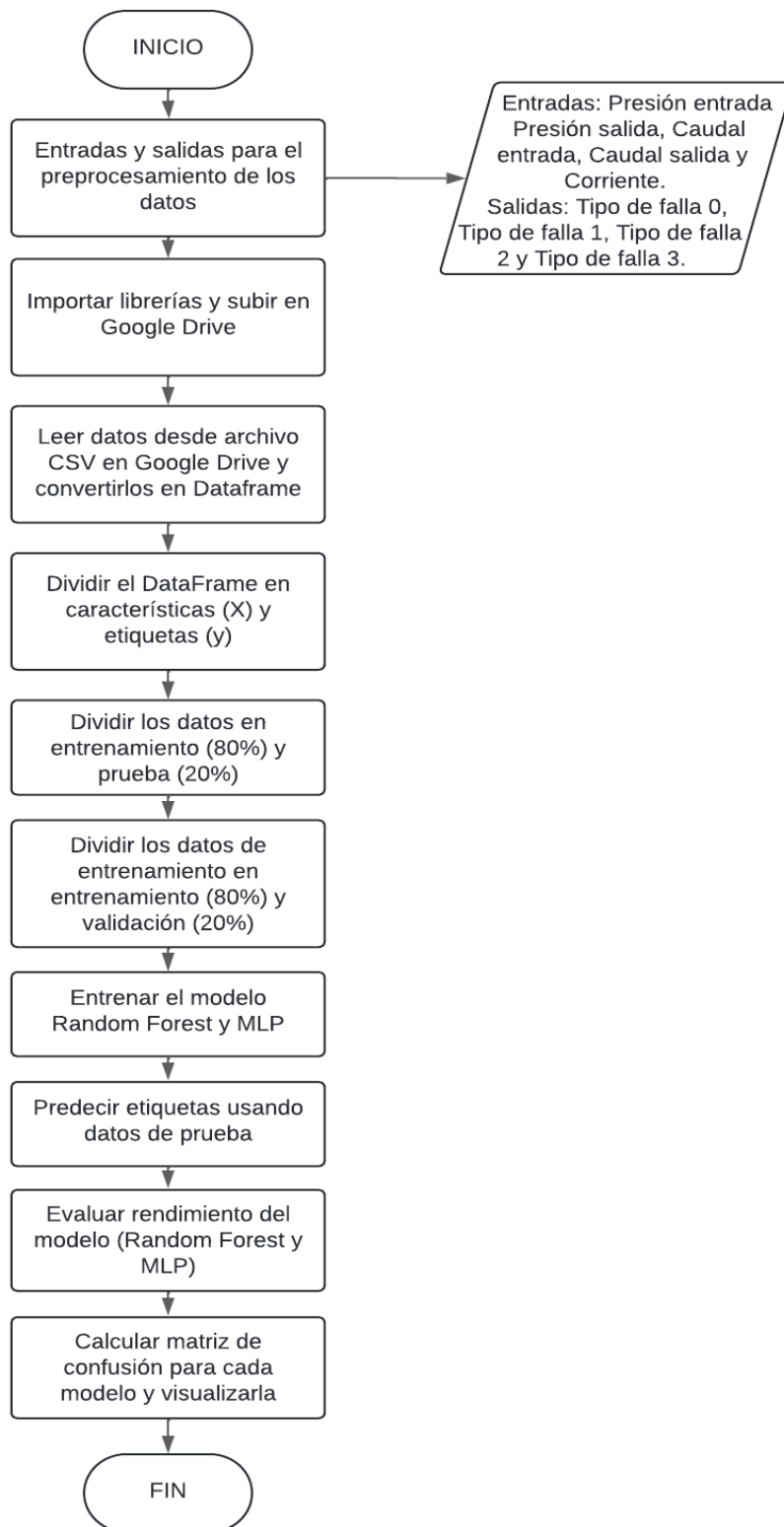
La creación de este algoritmo implica la recolección de información relevante, el uso de herramientas como Python para preparar y analizar los datos, y utilizarlos como insumo en un algoritmo de inteligencia artificial.

Es así que, de los diferentes tipos de algoritmos de clasificación de datos, el proyecto estará enfocado en Perceptrón Multicapa y Random Forest, ya que su adaptabilidad les permite procesar cualquier tipo de variables y funcionan como un aproximador universal de funciones.

El programa principal es presentado en ANEXOS 2 y su procedimiento se puede observar en la Figura 20.

Figura 20.

Diagrama de flujo del procedimiento del algoritmo



Nota. La figura muestra el procedimiento del algoritmo desde la entrada y salida de variables, hasta el cálculo de los clasificadores RF y MLP.

3.11. Aplicación de los algoritmos de clasificación Random Forest y Perceptrón Multicapa

Como primera instancia se realizó la división de un conjunto de datos en diferentes subconjuntos para garantizar la generalización del modelo, es decir, que el modelo esté en la capacidad de predecir fallas en los 4 escenarios, con la validación y la prueba de un modelo de machine learning. A continuación, se describe cada paso del proceso:

- Se importa la función “train_test_split” de la biblioteca “scikit-learn”, la cual se utiliza para dividir los datos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba
- Se divide el conjunto de datos en datos de entrenamiento y datos de prueba (80% para entrenamiento, 20% para prueba)
- Se divide nuevamente los datos en datos de entrenamiento y validación (20% para validación del 80% de entrenamiento)

3.11.1. Entrenamiento del modelo Random Forest

A continuación, se describe el proceso de entrenamiento y evaluación del modelo de clasificación Random Forest en un conjunto de datos:

- Se importan las librerías necesarias para crear y evaluar el modelo (RandomForestClassifier y classification_report)
- Se crea una instancia del modelo Random Forest con parámetros especificados (n_estimators=100 define el número de árboles en el bosque (en este caso, 100 árboles). random_state=42 fija una semilla para el generador de números aleatorios para asegurar la reproducibilidad de los resultados).
- Se entrena el modelo con los datos de entrenamiento fit(X_train, y_train) para entrenar el modelo utilizando los datos de entrenamiento, X_train que son las características del conjunto de datos de entrenamiento y y_train son las etiquetas correspondientes a las características del conjunto de datos de entrenamiento.
- Se realizan predicciones sobre los datos de prueba utilizando el modelo entrenado (predict(X_test), X_test, y_pred)
- Se evalúa el rendimiento del modelo comparando las predicciones con las etiquetas verdaderas de los datos de prueba utilizando el classification_report.

3.11.2. Entrenamiento del modelo MLP

A continuación, se describe el proceso de entrenamiento y evaluación del modelo de clasificación MLP en un conjunto de datos:

- Se importan las librerías necesarias para crear y evaluar el modelo MLP.
- Se crea una instancia del modelo MLP con una capa oculta de 100 neuronas y especificaciones de activación y optimización.
- Se entrena el modelo con los datos de entrenamiento, ajustando los pesos de la red para minimizar la pérdida.
- Se utilizan los datos de prueba para generar predicciones con el modelo entrenado.
- Se compara el rendimiento del modelo utilizando métricas de clasificación detalladas.

3.11.3. Herramientas para calcular la matriz de confusión

Python se puede usar fácilmente para calcular la matriz de confusión, ya que según Kundu, el paquete scikit-learn de Python incluye esta utilidad. Al emplear la función "confusion_matrix" y proporcionar la distribución de etiquetas reales y la distribución de etiquetas predichas (en ese orden) como parámetros, se puede obtener la matriz de confusión [26].

Para calcular la matriz de confusión se realiza el siguiente proceso:

- **Importación de Librerías:** Se importan las bibliotecas necesarias para calcular y visualizar la matriz de confusión.
- **Cálculo de la Matriz de Confusión:** Se calcula la matriz que compara las etiquetas verdaderas y predichas.
- **Visualización de la Matriz:** Se crea un mapa de calor que representa la matriz de confusión de forma visualmente atractiva y fácil de interpretar, con anotaciones y etiquetas que facilitan el análisis.

4. RESULTADOS

En este apartado de resultados, se mostrarán los datos obtenidos para el pre procesamiento de los mismos, con el fin de entrenar el algoritmo y mostrar la comparación de los valores del aceite en condiciones normales y con las fallas.

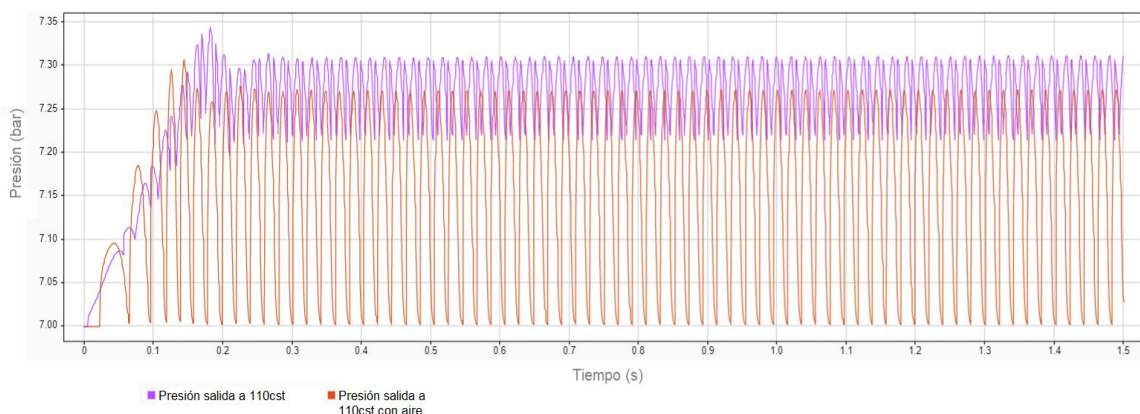
4.1. Comparación de presión y caudal a la salida en condiciones nominales de viscosidad y fallas

4.1.1. Comparación viscosidad de 110 cSt y viscosidad de 110 cSt con aire

En la Figura 21 se puede observar la comparación de presión a la salida de la viscosidad en operación normal y viscosidad de 110 cSt con entrada de aire de 12%. En la primera la presión máxima a la salida de la bomba en condiciones normales (110 cSt) tiene un valor de 7.343318 bar en el segundo 0.1822 aproximadamente, luego se puede observar una disminución en la presión a la salida de 7.2001 bar en el segundo 0.2093 aproximadamente, para finalmente tener una oscilación en la presión manteniéndose en un rango de 7.31bar y 7.22bar. Por otro lado, la entrada de aire del 12% muestra que su pico más alto a viscosidad nominal es de 7.306bar para posteriormente la presión oscile de 7.27bar a la presión mínima 7 bar.

Figura 21.

Presión a la salida a viscosidad de 110 cSt y viscosidad de 110 cSt con aire

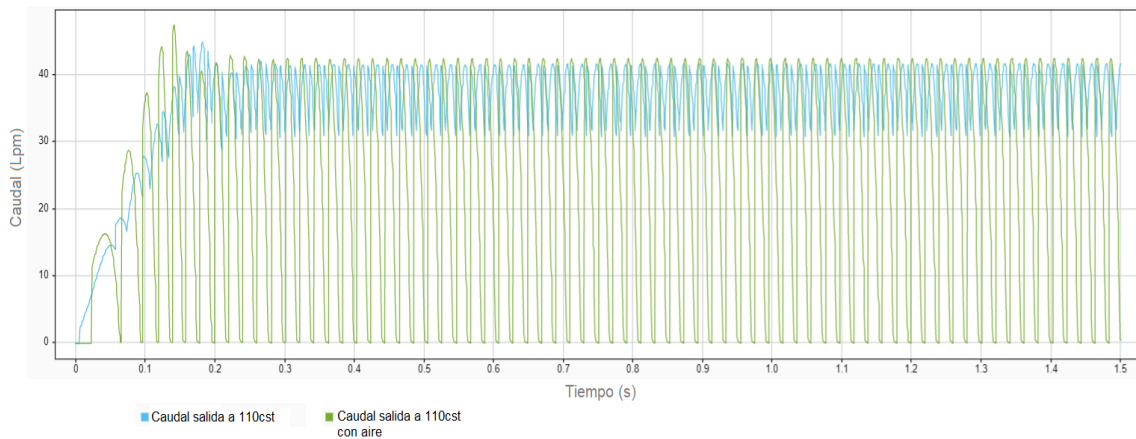


Nota. Comparación de la presión a la salida con viscosidad nominal y viscosidad nominal con entrada de aire de 12%. Tomado de: Matlab/Simscape.

En la Figura 22, se observan los resultados de la simulación en donde el valor de 44.887Lpm es el valor de mayor caudal a la salida de la bomba en condiciones normales de operación. Para posteriormente tener un flujo constante entre 41 Lpm y 31 Lpm. Por otra parte, el flujo máximo a la salida de la bomba en condiciones de viscosidad nominal (110 cSt) y entrada de aire del 12% tiene un valor de 47.35Lpm en el segundo 0.14 aproximadamente, luego se puede observar una variación abrupta del flujo en rangos de 41 Lpm y 0Lpm.

Figura 22.

Caudal a la salida a viscosidad de 110 cSt y viscosidad de 110 cSt con aire



Nota. Comparación del caudal a la salida con viscosidad nominal y viscosidad nominal con entrada de aire de 12%. Tomado de: Matlab/Simscape.

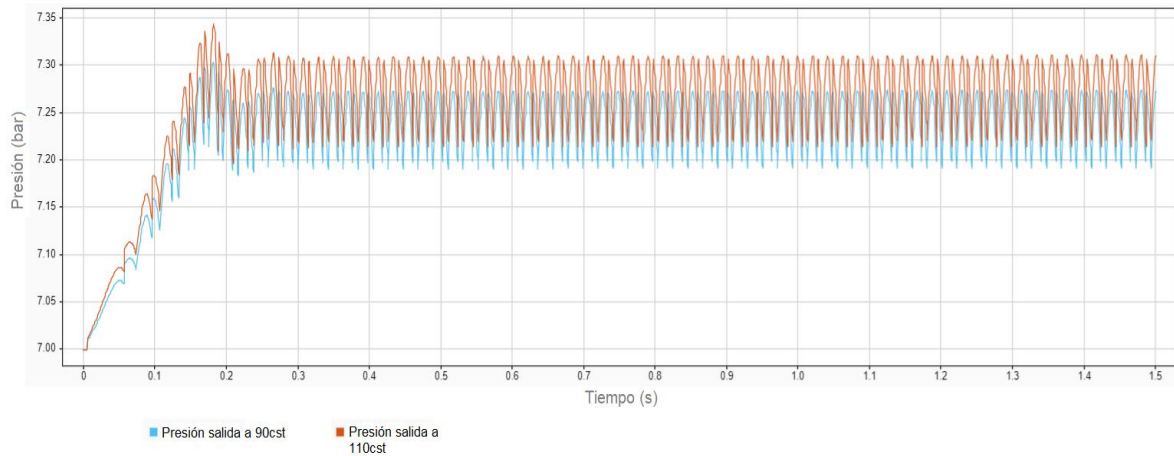
4.1.2. Comparación viscosidad de 110 cSt y con desgaste en la viscosidad de 90 cSt

La presión a la salida que se muestra en la Figura 23 ilustra un desfase en la presión de la viscosidad cinemática nominal con respecto al desgaste de la viscosidad cinemática, dando como resultado una disminución en la presión a la salida cuando hay un desgaste en la viscosidad.

La presión máxima a la salida de la bomba dada, por el desgaste en la viscosidad cinemática tiene un valor de 7.303 bar en el segundo 0.18 aproximadamente, luego se puede observar una disminución en la presión a la salida de 7.18 bar en el segundo 0.22 aproximadamente, para finalmente tener una presión constante manteniendo un rango de 7.27bar y 7.19bar.

Figura 23.

Presión a la salida a viscosidad de 110 cSt y con desgaste en la viscosidad de 90 cSt

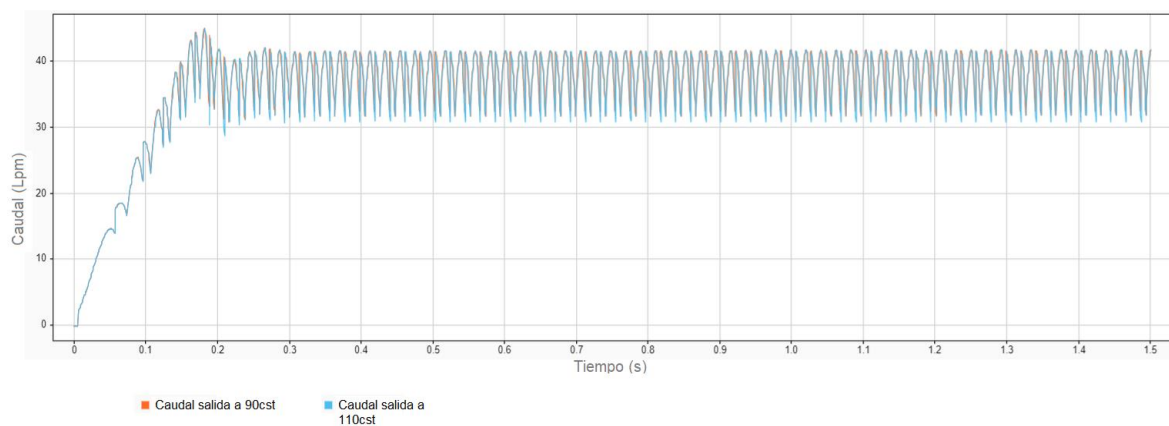


Nota. Comparación de la presión a la salida con viscosidad nominal y desgaste en la viscosidad de 90 cSt. Tomado de: Matlab/Simscape.

Por otro lado, el caudal a la salida con desgaste en la viscosidad presenta una variación mínima con respecto a la viscosidad nominal como se muestra en la Figura 24.

Figura 24.

Caudal a la salida a viscosidad de 110 cSt y con desgaste en la viscosidad de 90 cSt



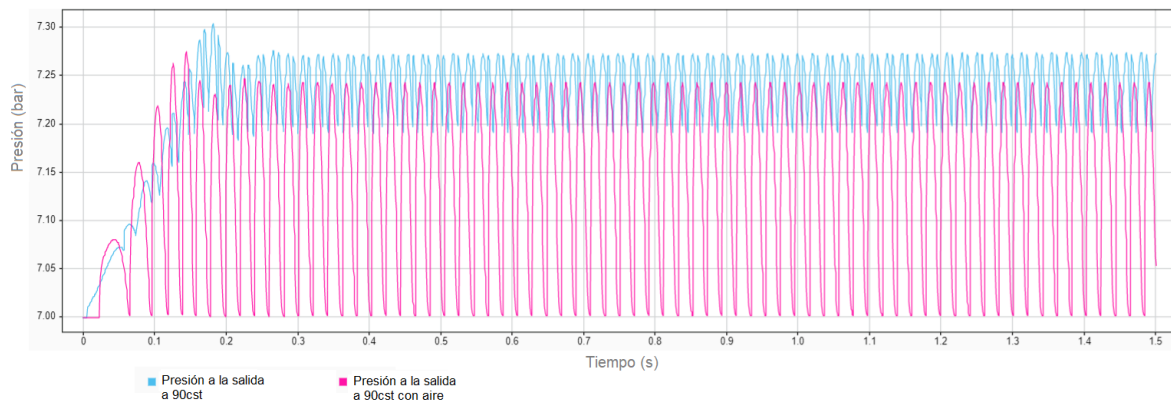
Nota. Comparación del caudal a la salida con viscosidad nominal y desgaste en la viscosidad de 90 cSt. Tomado de: Matlab/Simscape.

4.1.3. Comparación viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%

En la Figura 25 se puede observar la comparación de viscosidad de 90 cSt y viscosidad de 90 cSt con entrada de aire de 12%. Donde las diferencias de presiones a la salida de la bomba cambian. En la falla 3, se ve una disminución en la presión y un cambio en la presión máxima y mínima con el tiempo.

Figura 25.

Presión a la salida con desgaste en la viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%

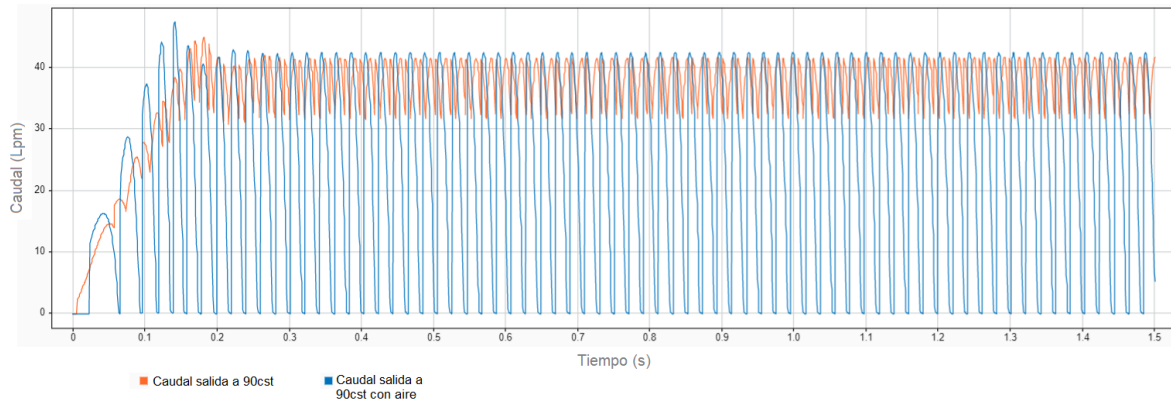


Nota. Comparación de la presión a la salida con desgaste en la viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%. Tomado de: Matlab/Simscape.

El caudal a la salida en la comparación de viscosidad de 90 cSt y viscosidad de 90 cSt con entrada de aire de 12%. Se observa un aumento de caudal en comparación a los picos máximos y un cambio en el caudal con rangos de disminución y aumento del flujo con el tiempo. Esto se puede observar en la Figura 26.

Figura 26.

Caudal a la salida con desgaste en la viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%



Nota. Comparación del caudal a la salida con desgaste en la viscosidad de 90 cSt y 90 cSt con aire de 12%. Tomado de: Matlab/Simscape.

4.2. Clasificación de las fallas en el conjunto de datos obtenido mediante la simulación en el gemelo digital.

Al obtener las mediciones de las gráficas, se obtuvieron las tablas correspondientes para la clasificación de los datos.

El tipo de falla con numeral 0, hace referencia a que no se presenta en sí una falla. Los valores de corriente, presión y caudal a la entrada y a la salida de la bomba, con viscosidad cinemática nominal (110 cSt), se visualizan en la Tabla 3.

Tabla 3.*Tabla de valores con Tipo de falla 0.*

Tiempo (s)	Presión entrada (bar)	Presión salida (bar)	Caudal entrada (Lpm)	Caudal Salida (Lpm)	Corriente (A)	Tipo de falla
0	0	7	0	0	0	0
1.08E-07	0	7	-7.87492E-29	-2.22337E-10	1.2814E-13	0
3.23E-07	0	7	-3.65553E-25	-6.56615E-10	1.1532E-12	0
1.24E-06	0	7	-1.78262E-26	-2.28277E-09	9.8123E-11	0
3.48E-06	0	7	-3.34125E-25	-5.10582E-09	2.1606E-09	0
1.47E-05	0	7	-2.94622E-23	-9.6649E-09	1.6215E-07	0
4.67E-05	0	7	-6.24478E-22	-8.95583E-09	5.2163E-06	0
7.87E-05	0	7	-1.20373E-21	-9.52711E-09	2.4955E-05	0
0.000111	0	7	-2.24408E-21	-9.31871E-09	6.9385E-05	0
0.000143	0	7	-4.41363E-21	-9.53019E-09	0.00014846	0
...
1.497353	-0.192742013	7.285175943	43.22832963	39.34843618	26.434778	0
1.497706	-0.196505001	7.289925299	44.03542488	39.81619255	26.4348193	0
1.498	-0.199513453	7.293559016	44.65438357	40.16935302	26.4348688	0
1.498462	-0.203962398	7.298618337	45.52502362	40.65276566	26.4349181	0
1.498925	-0.208040899	7.302849515	46.26987523	41.04717504	26.4349672	0
1.499	-0.208666341	7.303456739	46.3788861	41.102848	26.4350161	0
1.499376	-0.211630664	7.306135998	46.87491168	41.34322547	26.4350862	0
1.499563	-0.213005371	7.30724855	47.09157213	41.43996951	26.4352018	0
1.49975	-0.214308508	7.308209139	47.2877136	41.52109625	26.4353171	0
1.5	-0.215932963	7.309248938	47.51767495	41.60452953	26.435408	0

Nota. La tabla muestra los valores de Presión, caudal y corriente dados en un tiempo determinado del tipo de falla 0.

El tipo de falla con numeral 1, hace referencia a la falla de entrada de aire al 12% con viscosidad nominal (110 cSt). Los valores de corriente, presión y caudal a la entrada y a la salida de la bomba de dicha falla se pueden observar en la Tabla 4.

Tabla 4.

Tabla de valores con Tipo de falla 1.

Tiempo (s)	Presión entrada (bar)	Presión salida (bar)	Caudal entrada (Lpm)	Caudal Salida (Lpm)	Corriente (A)	Tipo de falla
0	0	7	0	0	0	1
1.07662E-07	0	7	2.64679E-30	-1.67394E-11	1.28137E-13	1
3.22986E-07	0	7	-1.03926E-27	-5.01653E-11	1.15323E-12	1
1.2379E-06	0	7	-4.4956E-28	-1.91106E-10	9.81227E-11	1
3.4774E-06	0	7	-3.66131E-29	-5.26363E-10	2.1606E-09	1
1.46749E-05	0	7	-4.10481E-27	-2.03012E-09	1.62149E-07	1
4.66952E-05	0	7	-9.51097E-26	-5.09991E-09	5.21635E-06	1
7.87155E-05	0	7	-1.65456E-25	-6.86957E-09	2.49552E-05	1
0.000110736	0	7	-2.07464E-25	-7.89121E-09	6.93854E-05	1
0.000142756	0	7	-1.25053E-25	-8.48272E-09	0.000148459	1
...
1.499564982	-0.111377507	7.036424993	25.86811024	0.730383911	18.42778398	1
1.499581851	-0.111346029	7.035966347	25.85337193	0.687585986	18.42894487	1
1.499604512	-0.111303995	7.035387724	25.83370062	0.644285113	18.43047694	1
1.499627172	-0.111262247	7.034841714	25.81417355	0.612685729	18.43197748	1
1.499656611	-0.111208432	7.034167078	25.78901826	0.582952088	18.4338795	1
1.499693939	-0.111140874	7.03335194	25.75746435	0.556584965	18.43621358	1
1.499745213	-0.111049291	7.032283257	25.71473577	0.531297786	18.43927659	1
1.499821998	-0.110914711	7.03076128	25.65204619	0.503584669	18.44354859	1
1.499962048	-0.110676887	7.028170826	25.54156543	0.462604151	18.45033736	1
1.5	-0.110614099	7.027506311	25.51246534	0.452386065	18.45194951	1

Nota. La tabla muestra los valores de Presión, caudal y corriente dados en un tiempo determinado del tipo de falla 1.

El tipo de falla con numeral 2, hace referencia a la falla por desgaste de viscosidad de 90 cSt. Los valores de corriente, presión y caudal a la entrada y a la salida de la bomba de dicha falla se pueden observar en la Tabla 5.

Tabla 5.*Tabla de valores con Tipo de falla 2.*

Tiempo (s)	Presión entrada (bar)	Presión salida (bar)	Caudal entrada (Lpm)	Caudal Salida (Lpm)	Corriente (A)	Tipo de falla
0	0	7	0	0	0	2
1.0766E-07	0	7	-3.30454E-10	-3.30454E-10	1.2814E-13	2
3.2299E-07	0	7	-9.72204E-10	-9.72204E-10	1.1532E-12	2
1.2379E-06	0	7	-3.31173E-09	-3.31173E-09	9.8123E-11	2
3.4774E-06	0	7	-7.09255E-09	-7.09255E-09	2.1606E-09	2
1.4675E-05	0	7	-1.21073E-08	-1.21073E-08	1.6215E-07	2
4.6695E-05	0	7	-1.07679E-08	-1.07679E-08	5.2163E-06	2
7.8715E-05	0	7	-1.18569E-08	-1.18569E-08	2.4955E-05	2
0.00011074	0	7	-1.13221E-08	-1.13221E-08	6.9385E-05	2
0.00014276	0	7	-1.17788E-08	-1.17788E-08	0.00014846	2
...
1.49683889	-0.16156464	7.245780753	38.8329021	38.8329021	26.4988248	2
1.497	-0.163148757	7.247970649	39.07426778	39.07426778	26.4854799	2
1.49737684	-0.166739463	7.252795134	39.60043265	39.60043265	26.4539373	2
1.49775368	-0.170142624	7.257183554	40.0717994	40.0717994	26.4223616	2
1.498	-0.172247908	7.259804212	40.34946225	40.34946225	26.4019675	2
1.49850751	-0.176238593	7.26454363	40.84243248	40.84243248	26.3614299	2
1.499	-0.179612984	7.26825571	41.21706215	41.21706215	26.3248309	2
1.49922534	-0.180976417	7.269650817	41.35362007	41.35362007	26.3092441	2
1.49945067	-0.182217651	7.270847353	41.46748515	41.46748515	26.2945362	2
1.5	-0.184688349	7.272908868	41.64919834	41.64919834	26.262888	2

Nota. La tabla muestra los valores de Presión, caudal y corriente dados en un tiempo determinado del tipo de falla 2.

El tipo de falla con numeral 3, hace referencia a la falla por desgaste de viscosidad de 90 cSt y entrada de aire del 12%. Los valores de corriente, presión y caudal a la entrada y a la salida de la bomba de dicha falla se pueden observar en la Tabla 6.

Tabla 6.

Tabla de valores con Tipo de falla 3.

Tiempo (s)	Presión entrada (bar)	Presión salida (bar)	Caudal entrada (Lpm)	Caudal Salida (Lpm)	Corriente (A)	Tipo de falla
0	0	7	0	0	0	3
1.0766E-07	0	7	2.78881E-30	-2.50057E-11	1.28137E-13	3
3.2299E-07	0	7	-1.6935E-27	-7.48982E-11	1.15323E-12	3
1.2379E-06	0	7	-5.29872E-27	-2.84723E-10	9.81227E-11	3
3.4774E-06	0	7	-3.70766E-28	-7.81428E-10	2.1606E-09	3
1.4675E-05	0	7	-1.12066E-26	-2.95747E-09	1.62149E-07	3
4.6695E-05	0	7	-2.18638E-25	-7.10157E-09	5.21635E-06	3
7.8715E-05	0	7	-3.73766E-25	-9.19753E-09	2.49552E-05	3
0.00011074	0	7	-4.48707E-25	-1.0261E-08	6.93854E-05	3
0.00014276	0	7	-2.75329E-25	-1.08043E-08	0.000148459	3
...
1.49911349	-0.096194054	7.081441887	27.92995494	9.769203375	18.56828823	3
1.49911349	-0.096194054	7.081441887	27.92995494	9.769203375	18.56828838	3
1.49919328	-0.095970663	7.078975135	27.79964607	9.371233476	18.58014026	3
1.49929136	-0.095701397	7.075942553	27.64274886	8.881509703	18.5945057	3
1.49938943	-0.095442609	7.072908471	27.49228693	8.389891385	18.60846995	3
1.4994659	-0.095247833	7.070541909	27.37927161	8.004953429	18.6190677	3
1.4995655	-0.095002956	7.067460353	27.2374821	7.501937485	18.63247869	3
1.49966509	-0.094767649	7.06438068	27.10156852	6.997052358	18.64543591	3
1.49980552	-0.094451262	7.060044094	26.91938164	6.282068672	18.66291075	3
1.5	-0.094041023	7.054057222	26.68420831	5.286302539	18.6855133	3

Nota. La tabla muestra los valores de Presión, caudal y corriente dados en un tiempo determinado del tipo de falla 3.

4.3. Rendimiento de los clasificadores MLP y RF

En los ensayos realizados, se utilizaron dos técnicas de aprendizaje automático para identificar y categorizar los 4 escenarios. Estos métodos de clasificación incluyen MLP y RF para la detección y diagnóstico de fallas multiclase.

Antes de analizar los resultados del enfoque propuesto para la clasificación de fallas, es importante evaluar el rendimiento de cada clasificador por separado, como MLP y RF, en los conjuntos de datos mencionados, según se detalla en la Tabla 7.

Tabla 7.

Rendimiento de los modelos RF y MLP.

Clasificadores	Tipo de falla	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
Random forest	0	0.99	1	0.99	0.99
	1	0.99	0.99	0.99	
	2	1	0.99	1	
	3	0.99	0.99	0.99	
Perceptrón multicapa.	0	1	1	1	0.99
	1	0.99	0.98	0.98	
	2	0.99	0.99	0.99	
	3	0.99	0.99	0.99	

Nota. La tabla muestra el rendimiento de los algoritmos de clasificación con relación a cada falla. Tomado de: Elaboración propia con Python.

El rendimiento para el clasificador Random Forest se resume de la siguiente manera:

- La clase 0 muestra un rendimiento casi perfecto, con una precisión del 99% y un recall del 100%. Esto significa que el modelo identifica correctamente casi todas las instancias de esta clase, con muy pocos falsos positivos.
- La clase 1 muestra un rendimiento excelente, con una precisión y un recall del 99%. El F1-score de 0.99 indica un buen equilibrio entre precisión y recall, sugiriendo que el modelo es muy eficaz en identificar correctamente las instancias de esta clase con pocos errores.
- La clase 2 tiene una precisión perfecta del 100% y un recall del 99%. El F1-score de 1.00 sugiere que el modelo es extremadamente efectivo en identificar instancias positivas de esta clase, con prácticamente ningún falso positivo.
- La clase 3 también muestra un rendimiento excelente, con una precisión y un recall del 99%. El F1-score de 0.99 confirma el balance entre precisión y recall para esta clase.

Ahora bien, el rendimiento para el clasificador MLP se resume a continuación:

- La clase 0 muestra un rendimiento perfecto con valores de precisión, recall y F1-score de 1.00. Esto indica que el modelo identifica correctamente todas las instancias de esta clase sin errores.
- La clase 1 también muestra un rendimiento muy alto, con una precisión del 99% y un recall del 98%. El F1-score de 0.98 indica un excelente equilibrio entre precisión y recall, aunque hay una ligera disminución en la capacidad del modelo para identificar todos los casos positivos de esta clase.

- La clase 2 tiene un rendimiento casi perfecto, con una precisión y un recall del 99%. Esto sugiere que el modelo tiene una alta exactitud y es capaz de identificar casi todos los casos positivos de esta clase.
- La clase 3 también muestra un rendimiento excelente, con una precisión y un recall del 99%. El F1-score de 0.99 confirma el balance entre precisión y recall para esta clase.

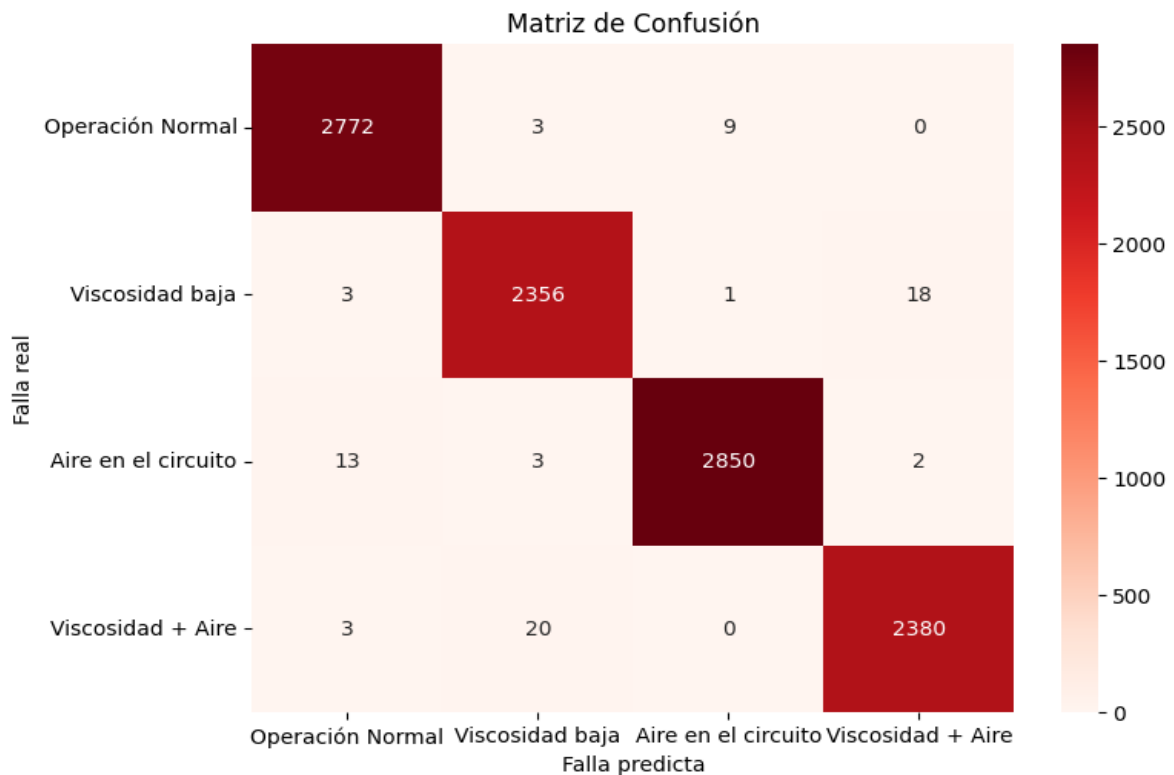
4.4. Aplicación de la matriz de confusión en los algoritmos de clasificación

4.4.1. Matriz de confusión aplicada al modelo Random Forest

La matriz de confusión generada por Python con el algoritmo o técnica de aprendizaje automático supervisada Random Forest se pueden ver en la Figura 27.

Figura 27.

Matriz de Confusión del modelo de clasificación Random Forest

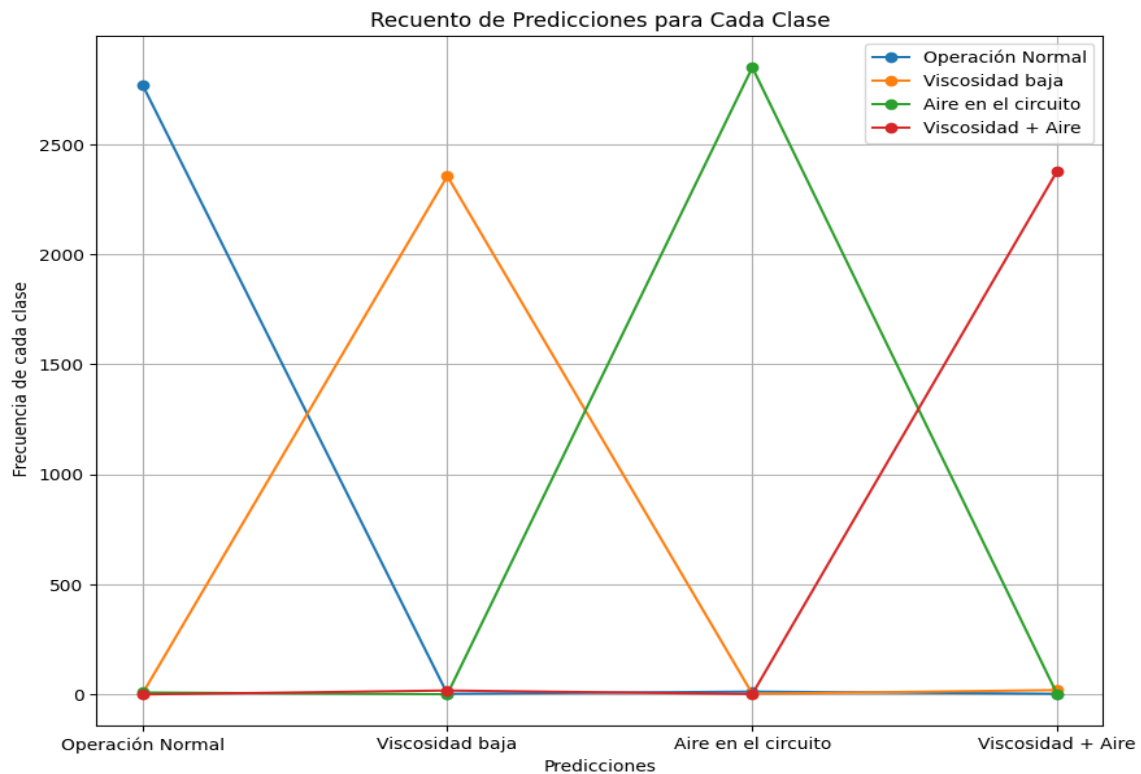


Nota. Evaluación de rendimiento del modelo de clasificación Random Forest mediante la matriz de confusión. Tomado de: Python.

Se realizó un gráfico lineal para poder visualizar de mejor manera los resultados arrojados por la matriz de confusión, tal como se muestra en la Figura 28.

Figura 28.

Recuento de las predicciones de la Matriz de Confusión del modelo de clasificación Random Forest



Nota. Predicciones para cada clase basado en la matriz de confusión del modelo de clasificación Random Forest. Tomado de: Python.

La clase 0 es el estado de la bomba en operación normal, la clase 2 hace referencia a la disminución de la viscosidad, la clase 3 es la entrada de aire en el circuito hidráulico y la clase 4 hace referencia al estado crítico de la bomba combinando las fallas de desgaste en la viscosidad y entrada de aire. A continuación, se abordan los términos TP, FP y FN de las 4 clases:

- Clase 0

VP (True Positives): 2772

FP: 3 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 0) + 13 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 0) + 3 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 0) = 19

FN: 3 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 1) + 9 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 2) + 0 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 3) = 12

- Clase 1

VP: 2356

FP: 3 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 1) + 3 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 1) + 20 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 1) = 26

FN: 3 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 0) + 1 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 2) + 18 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 3) = 22

- Clase 2

VP: 2850

FP: 9 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 0) + 1 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 1) + 0 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 3) = 10

FN: 13 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 2) + 3 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 2) + 2 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 2) = 18

- Clase 3

VP: 2380

FP: 0 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 0) + 18 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 1) + 2 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 2) = 20

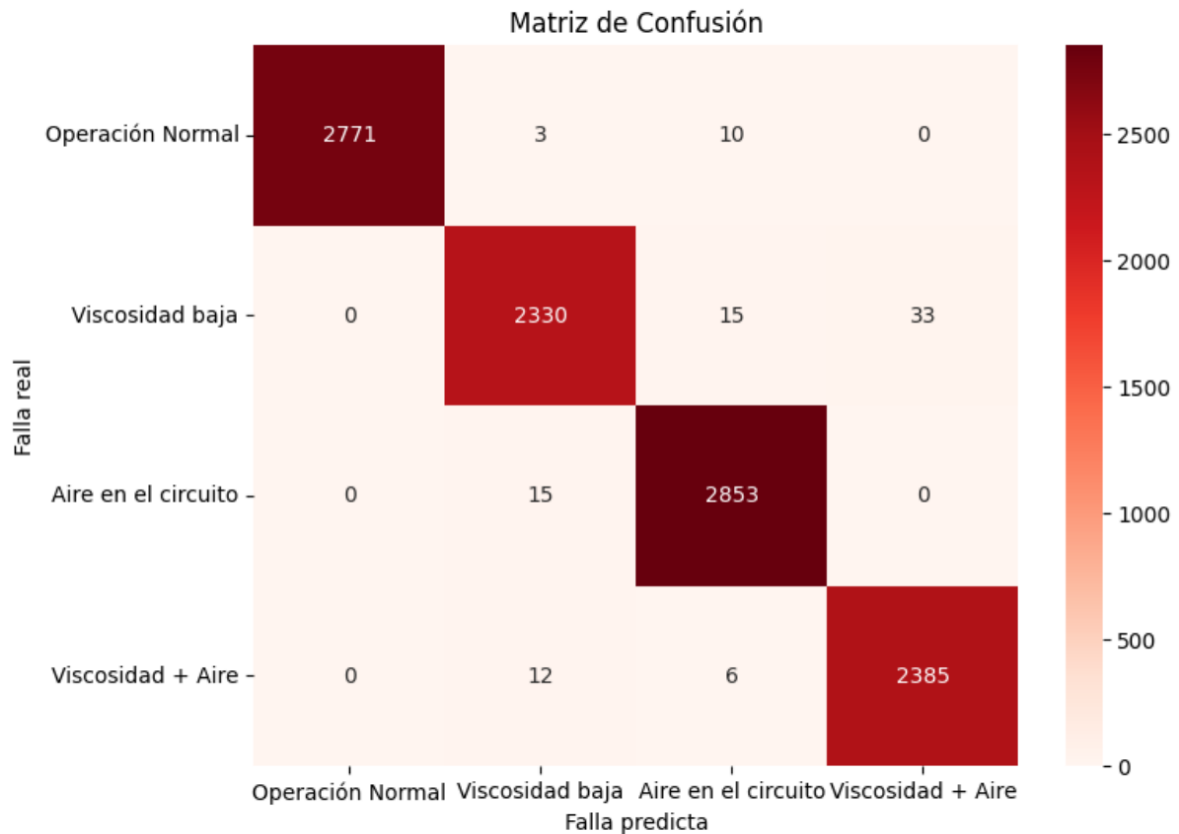
FN: 3 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 3) + 20 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 3) + 0 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 3) = 23

4.4.2. Matriz de confusión aplicada al modelo MLP

La matriz de confusión generada por Python con el algoritmo o técnica de aprendizaje automático supervisada MLP se pueden ver en la Figura 29.

Figura 29.

Matriz de Confusión del modelo de clasificación MLP

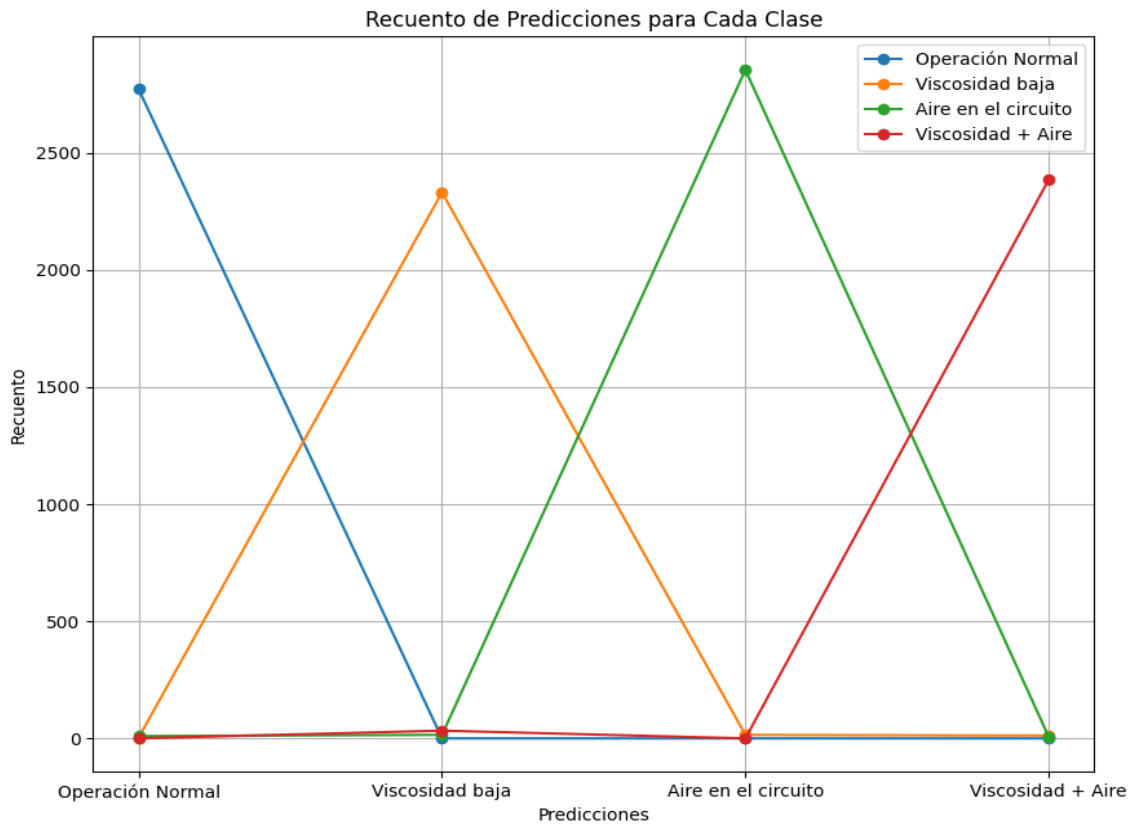


Nota. Evaluación de rendimiento del modelo de clasificación MLP mediante la matriz de confusión. Tomado de: Python.

Se generó un gráfico lineal para poder visualizar de mejor manera los resultados arrojados por la matriz de confusión, tal como se muestra en la Figura 30.

Figura 30.

Recuento de las predicciones de la Matriz de Confusión del modelo de clasificación MLP.



Nota. Predicciones para cada clase basado en la matriz de confusión del modelo de clasificación MLP. Tomado de: Python.

Como se dijo anteriormente, cada clase representa un estado de la bomba, por lo que ahora se abordan los términos TP, FP y FN de las 4 clases dadas de la matriz de confusión:

- Clase 0

Verdaderos Positivos (VP): 2771

FP: 0 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 0) + 0 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 0) + 0 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 0) = 0

FN: 3 (predicciones incorrectas de Clase 1), 10 (predicciones incorrectas de Clase 2), 0 (predicciones incorrectas de Clase 3) = 13

- Clase 1

VP: 2330

FP: 3 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 1) + 15 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 1) + 12 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 1) = 30

FN: 0 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 0) + 15 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 2) + 33 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 3) = 48

- Clase 2

VP: 2853

FP: 10 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 0) + 15 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 1) + 6 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 3) = 31

FN: 0 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 2) + 15 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 2) + 0 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 2) = 15

- Clase 3

VP: 2385

FP: 0 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 0) + 33 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 1) + 0 (predicciones incorrectas de clase 3 que deberían ser clase 2) = 33

FN: 0 (predicciones incorrectas de clase 0 que deberían ser clase 3) + 12 (predicciones incorrectas de clase 1 que deberían ser clase 3) + 6 (predicciones incorrectas de clase 2 que deberían ser clase 3) = 18

5. DISCUSIÓN

En el campo del diagnóstico inteligente de fallos, los métodos basados en datos casi no tienen conexión con el modelo virtual de maquinaria. Siempre dejan de ser aplicables cuando los datos recogidos son insuficientes o las condiciones de trabajo son abruptas.

La tecnología de modelo de gemelo digital puede construir una relación entre el modelo virtual y el dispositivo físico, puede generar datos de simulación para describir el comportamiento de la maquinaria real y lograr un diagnóstico de fallas adaptativas de dominio. La principal ventaja del método es establecer un método ejecutable de aprendizaje de transferencia adversario asistido por modelo de gemelo digital para el diagnóstico de fallas de la bomba triple. Puede lograr una integración del modelo de simulación y el dispositivo real para mejorar el rendimiento del diagnóstico de fallas. El modelo simulado se sincroniza con el dispositivo real según el mapeo interactivo de datos, que se puede actualizar para diagnosticar el estado de salud de la bomba triple. Lo cual proporciona una manera eficaz de mejorar la confiabilidad del sistema de monitoreo de salud y garantizar el funcionamiento seguro de la bomba triple.

En el modelo de clasificación MLP se muestra un rendimiento excepcional en todas las métricas para los 4 escenarios, con valores muy cercanos a 1.00. Esto sugiere que el modelo es altamente efectivo en la detección y prevención de fallas, con una capacidad muy alta tanto para identificar correctamente las instancias positivas como para minimizar los falsos positivos. No obstante, el modelo de clasificación Random Forest mostró una ligera ventaja en la precisión de la clase 2, lo que lo hace marginalmente mejor en términos de rendimiento global.

De acuerdo a lo anterior a modo de recomendación según los análisis dados, se plantean acciones preventivas para evitar que los fallos ocurran, esto se puede detallar en la Tabla 8.

Tabla 8.

Acciones preventivas según el Tipo de falla

Tipo de falla	Acciones preventivas
Entrada de aire en el circuito hidráulico en una bomba de tres pistones (Falla Tipo 1)	<ul style="list-style-type: none">· Evitar la exposición del aceite durante el almacenamiento.· Mantener el sistema cerrado durante labores de mantenimiento.· Verificar la ausencia de fugas que permitan la entrada de aire.· Mantener el sistema limpio y libre de residuos, esto ayuda a prevenir obstrucciones que puedan favorecer la entrada de aire.
Cambio de viscosidad en el aceite hidráulico bombeado (Falla Tipo 2)	<ul style="list-style-type: none">· Seguir las indicaciones del fabricante para el mantenimiento.· Cumplir con los periodos recomendados de sustitución del fluido.· Monitorear la operación hidráulica y el filtro después del cambio de aceite.· Detectar cambios en la viscosidad de forma rutinaria.· Tener control de la temperatura del sistema dentro de los rangos recomendados, ya que ayuda a prevenir cambios bruscos en la viscosidad del aceite

Nota. La tabla plantea las acciones recomendadas preventivas para los dos tipos de falla abordados en el proyecto.

6. CONCLUSIONES

Este estudio presentó una técnica de aprendizaje de transferencia asistida por un gemelo digital para el diagnóstico de fallas en bombas triple. Se empleó Simscape para simular las fallas en un gemelo digital del sistema de bombas triple ya existente, el cual se actualiza continuamente conforme varían las características de la bomba. Se generaron datos de fallos simulados a partir del gemelo digital para formar los datos del dominio de origen. Posteriormente, se introdujo una nueva red adversaria adaptativa de dominio para identificar características invariantes del dominio y lograr un diagnóstico inteligente de fallos en la bomba triple. Para garantizar las características del conjunto de datos del modelo de gemelo digital, se implementan los clasificadores MLP y RF, siendo las medidas generales de la clasificación de fallas satisfactorias.

La efectividad de este enfoque se comprobó utilizando datos de simulación generados en los 4 escenarios de funcionamiento de la bomba. Los resultados experimentales demostraron la superioridad de esta metodología en cuanto a transferencia de características y clasificación de fallas.

Por otro lado, el éxito o el fracaso de los modelos de aprendizaje automático dependen de cómo fueron evaluados. El análisis detallado del modelo es esencial para sacar una conclusión justa sobre su rendimiento.

Aunque la mayoría de los métodos en la literatura sólo informan la precisión de los clasificadores, no es suficiente juzgar si el modelo realmente aprendió los distintos límites de clase del conjunto de datos. Es por eso que con la matriz de confusión de manera concisa y estructurada se obtuvo información detallada sobre la evaluación de los dos clasificadores, pudiéndose comparar los resultados reales con las predicciones hechas por el modelo.

REFERENCIAS

- [1] Y. Zhu, Q. Wu, S. Tang, B.C. Khoo, Z. Chang, “Intelligent Fault Diagnosis Methods for Hydraulic Piston Pumps: A Review”, *MDPI*, pp.26, 2023. [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse11081609>
- [2] J. Wang, Z. Zhang, Z. Liu, B. Han, H. Bao and S. Ji, “Digital twin aided adversarial transfer learning method for domain adaptation fault diagnosis”, *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 234, junio 2023 [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2023.109152>
- [3] Zayed, S. M, Attiya, G, El-Sayed, A, Sayed, A and Hemdan, E. E. D, “An Efficient Fault Diagnosis Framework for Digital Twins Using Optimized Machine Learning Models in Smart Industrial Control Systems”, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol.16, 2023, [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00241-6>
- [4] Alshathri, S, Hemdan, E. E. D, El-Shafai, W and Sayed, A, “Digital Twin-Based Automated Fault Diagnosis in Industrial IoT Applications”, *Computers, Materials and Continua*, vol 75, [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.034048>
- [5] C.S. A Gong, C.H. S. Su, Y.E. Liu, D.Y. Guu, Y.-H. Chen, “Deep Learning with LPC and Wavelet Algorithms for Driving Fault Diagnosis”, *sensors*, pp. 27, 2022. [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22187072>
- [6] Robert L Mott, “Mecánica de fluidos”, *Pearson educación*, México, sexta edición, 2006, [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/31396567/Mecánica_de_Fluidos_6ta_Edición_Robert_L_Mott_pdf
- [7] Kenneth J. McNaughton y el cuerpo de redactores de Chemical E, (1992), “BOMBAS selección, uso y mantenimiento”, *D.F: McGraw-Hill, México.*, [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/6343212/BOMBAS_Selección_uso_y_mantenimiento_McGRAW_HILL
- [8] R. Rayner, “RECIPROCATING PUMPS: NOMENCLATURE, CHARACTERISTICS, COMPONENTS AND TYPES”, *Pump Users Handbook*, cuarta edición, Elsevier Science, 1995, Páginas 153-XI, [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-185617216-5/50009-6>
- [9] ASIPS, “Bombas de desplazamiento positivo, información completa” (16 febrero, 2021), [En línea]. Disponible en: <https://asips.mx/bombas-de-desplazamiento-positivo-informacion-completa/>

- [10] C. Guerrero and L. Javier, “Construcción y análisis del funcionamiento de una bomba reciprocante de triple émbolo”, Tesis mecánica, *Escuela Politécnica Nacional*, Quito, 2018. [En línea]. Disponible en: <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/19869>
- [11] Schlumberger, “Jet módulo 2, bombas triplex”, *Versión provisora*, vol. 1, [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/33319171/Bombas_Triplex
- [12] Peter Gaydon, “How Viscosity Affects Pumping”, *Pump & System Hydraulic Institute*, 2018, [En línea]. Disponible en: <https://www.pumpsandsystems.com/how-viscosity-affects-pumping>
- [13] LUFILSUR, “La contaminación del aceite hidráulico, ¿Qué consecuencias tiene?”, LUFILSUR, Lubricantes y filtros para procesos industriales, [En línea]. Disponible en: <https://www.lufilsur.es/contaminacion-sistema-hidraulico/#:~:text=El%20aceite%20hidráulico%20es%20un,pueden%20afectar%20al%20sistema%20hidráulico>
- [14] DIENER, Precision pumps, “Effects of Viscosity on Positive Displacement Pumps”, 2021, [En línea]. Disponible en: <https://dienerprecisionpumps.com/effects-of-viscosity-on-positive-displacement-pumps/>
- [15] Strobbe, “Contaminación del fluido hidráulico con aire”, [En línea]. Disponible en: <https://www.mehitor.com/public/PDF/CONTAMINACION-DEL-FLUIDO-HIDRAULICO-CON-AIRE.pdf>
- [16] Y. Fu, G. Zhu, M. Zhu, et al., “Digital Twin for Integration of Design-Manufacturing-Maintenance: An Overview”, *Chin. J. Mech. Ing*, vol. 35, pp. 20, 2022. [En línea]. DOI: <http://dx.doi.org/10.1186/s10033-022-00760-x>
- [17] M. Attaran y B.G. Celik, “Digital Twin: Benefits, use cases, challenges, and opportunities”, *Decision Analytics Journal*, vol. 6, pp. 10, 2023. [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100165>
- [18] REPSOL, “Todo sobre los gemelos digitales o “digital twins” Innovación digital para procesos reales”, [En línea]. Disponible en: <https://www.repsol.com/es/energia-futuro/tecnologia-innovacion/gemelos-digitales/index.cshtml>
- [19] C Ozgur, T.Colliau, G. Rogers, & Z.Hughes, “MatLab vs. Python vs. R”, *Journal of Data Science*, 2021, [En línea]. DOI: [https://doi.org/10.6339/JDS.201707_15\(3\).0001](https://doi.org/10.6339/JDS.201707_15(3).0001)
- [20] The MathWorks, “Manual básico de MATLAB®”, *Inc. Apple Hill Drive*, 1984-2023, [En línea]. Disponible en: https://es.mathworks.com/help/pdf_doc/matlab/index.html

- [21] The MathWorks, “Simulink® Getting Started Guide”, *Inc. Apple Hill Drive*, 1984-2023, [En línea]. Disponible en: https://es.mathworks.com/help/pdf_doc/simulink/index.html
- [22] The MathWorks, “Simscape™ Getting Started Guide”, *Inc. Apple Hill Drive*, 1984-2023, [En línea]. Disponible en: https://es.mathworks.com/help/pdf_doc/simscape/index.html
- [23] H. Mehare, J. Anilkumar and N. Usmani, “The Python Programming Language. In A Guide to Applied Machine Learning for Biologists”, *Springer International Publishing*, páginas 27–60, 2023, [En línea]. DOI: https://dx-doi-org.ezproxy.uamerica.edu.co/10.1007/978-3-031-22206-1_2
- [24] C. Janiesch, P. Zschech and K. Heinrich, “Machine learning and deep learning”, *Electronic Markets*, vol. 31, 2021, [En línea]. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- [25] The Mathworks, “Decisión Models for Fault Detection and Diagnosis”, *MATLAB*, [En línea]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/help/predmaint/ug/decision-models-for-fault-detection-and-diagnosis.html>
- [26] Rohit Kundu, “Confusion Matrix: How to Use It & Interpret Results [Examples]”, *V7labs*, 2022, [En línea]. Disponible en: <https://www.v7labs.com/blog/confusion-matrix-guide>
- [27] G. Biau and E. Scornet, “A random forest guided tour”, *Test*, 2016, [En línea]. Disponible en: <https://link-springer-com.ezproxy.uamerica.edu.co/article/10.1007/s11749-016-0481-7>
- [28] REVISTAS S, H. Vivas, H. Martínez and R. Pérez, “Método secante estructurado para el entrenamiento del perceptrón multicapa”, *Revista de Ciencias*, 2018, [En línea]. Disponible en: https://revistaciencias.univalle.edu.co/index.php/revista_de_ciencias/article/view/6104
- [29] Steve Miller, “Predictive Maintenance in a Hydraulic Pump”, *Matlab*, [En línea]. Disponible en: <https://es.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/65605-predictive-maintenance-in-a-hydraulic-pump>
- [30] Lubricantes DANA, “Aceite hidráulico ISO100”, [En línea]. Disponible en: <https://lubricantesdana.com/productos/lubricantes-automotrices-grasa-uac/aceite-hidraulico-engranajes/hydraulic-oil-iso-100/>

- [31] Fuchs LUBRICANTES SA, “Tablas de viscosidades”, [En línea]. Disponible en: <https://www.fuchs.com/es/es/productos/programa-de-productos/lubricantes-de-automocion/actualidad-automocion/tablas-de-viscosidades/>
- [32] Ceyhun Ozgur, Taylor Colliau, Grace Rogers, Zachariah Hughes, Elyse Myer-Tyson, “MatLab vs. Python vs. R”, Valparaiso University, 2017, [En línea]. Disponible en: <file:///C:/Users/Msi/Downloads/150.pdf>
- [33] Google Colab, “Google Colaboratory”, [En línea]. Disponible en: <https://research.google.com/colaboratory/intl/es/faq.html>
- [34] The Mathworks, “¿Qué es el mantenimiento predictivo?”, *MATLAB*, [En línea]. Disponible en: <https://es.mathworks.com/discovery/predictive-maintenance.html>

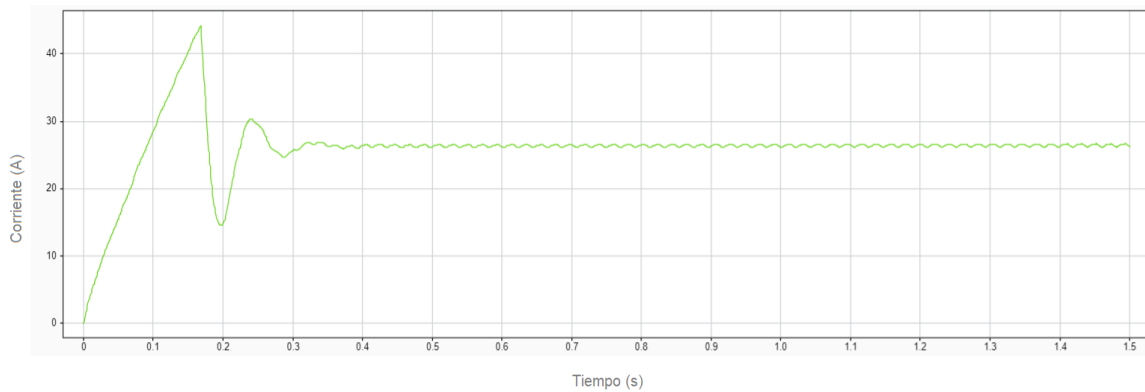
ANEXOS

ANEXO 1

- **Datos 110cSt**

Figura 31.

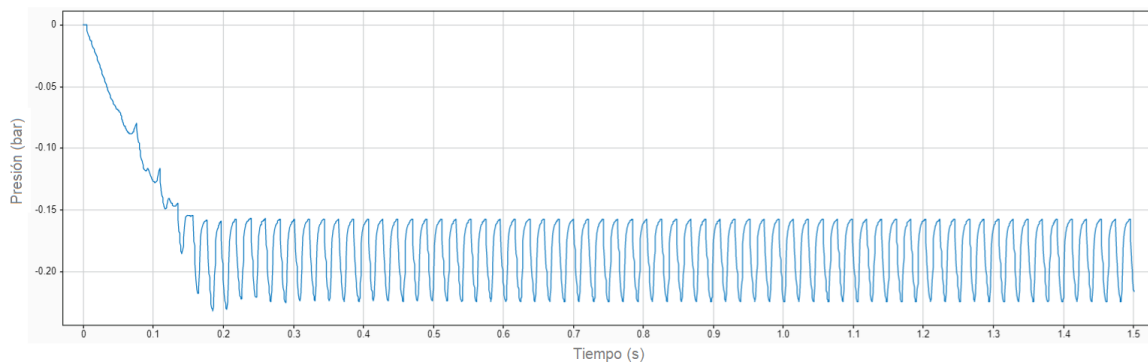
Corriente a 110cSt.



Nota. La grafica representa la corriente ejercida por el motor con viscosidad nominal. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 32.

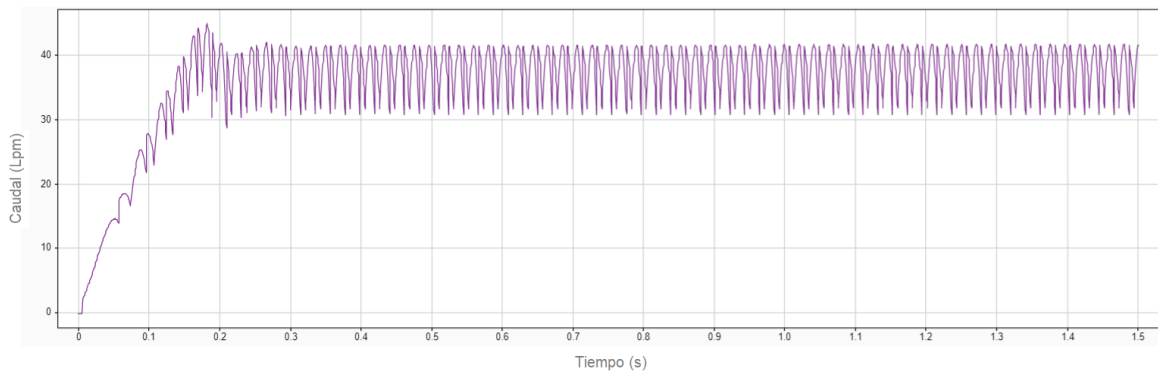
Presión a la entrada con 110cSt.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad nominal. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 33.

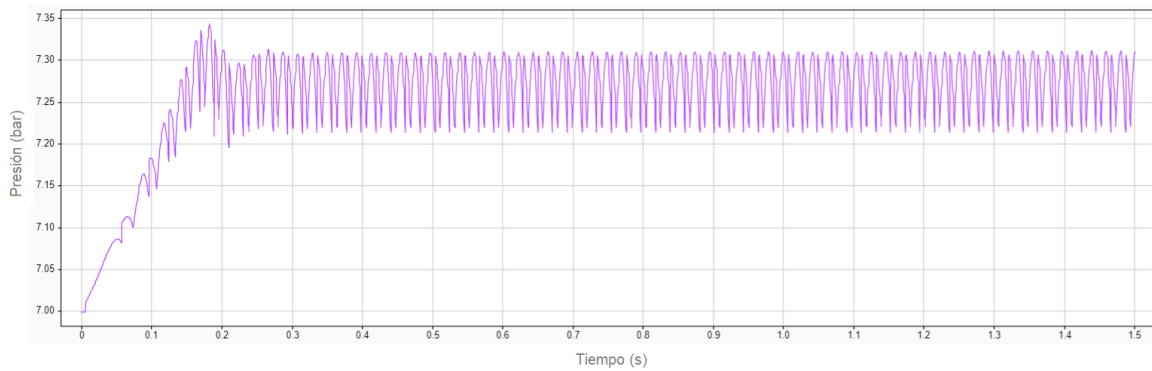
Caudal a la entrada con 110cSt.



Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad nominal. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 34.

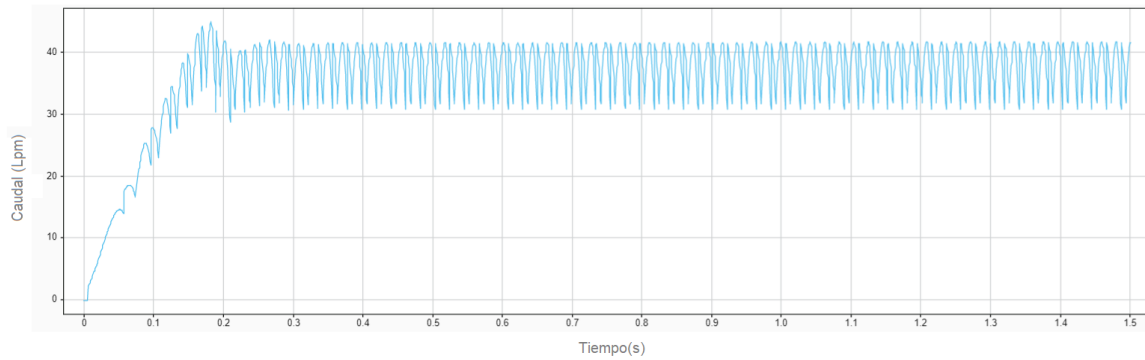
Presión a la salida con 110cSt



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones normales del fluido (110cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 35.

Caudal a la salida con 110cSt

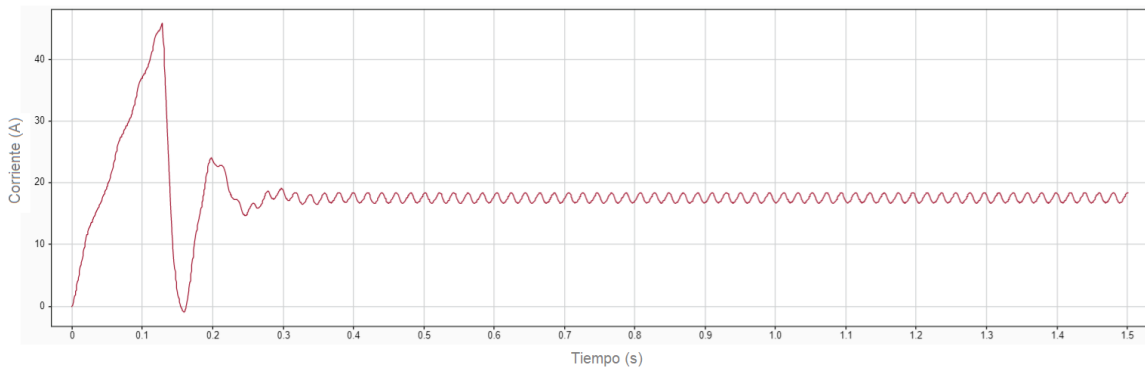


Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones normales del fluido (110cst). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

- **Datos 110cSt con entrada de aire de 12%.**

Figura 36.

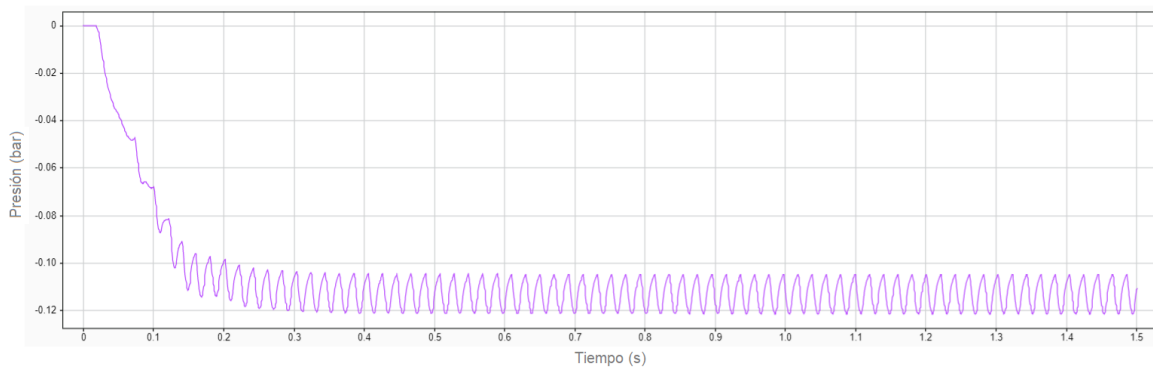
Corriente a 110cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica representa la corriente ejercida por el motor con viscosidad nominal y entrada de aire de 12%.

Figura 37.

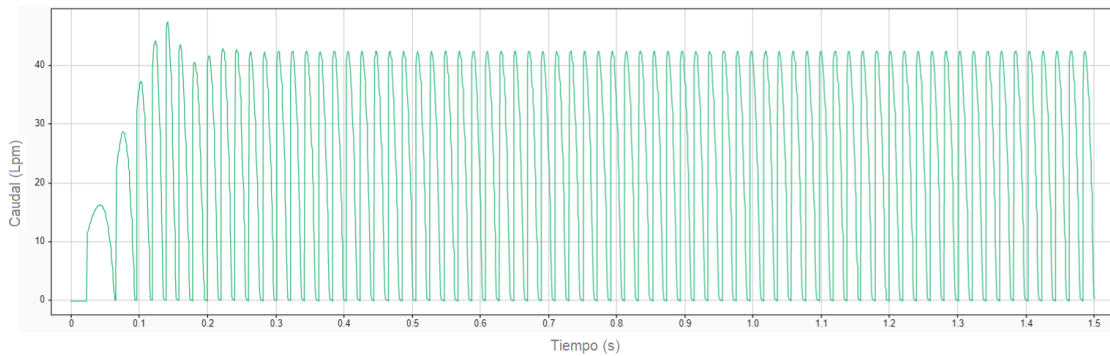
Presión a la entrada a 110cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad nominal y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 38.

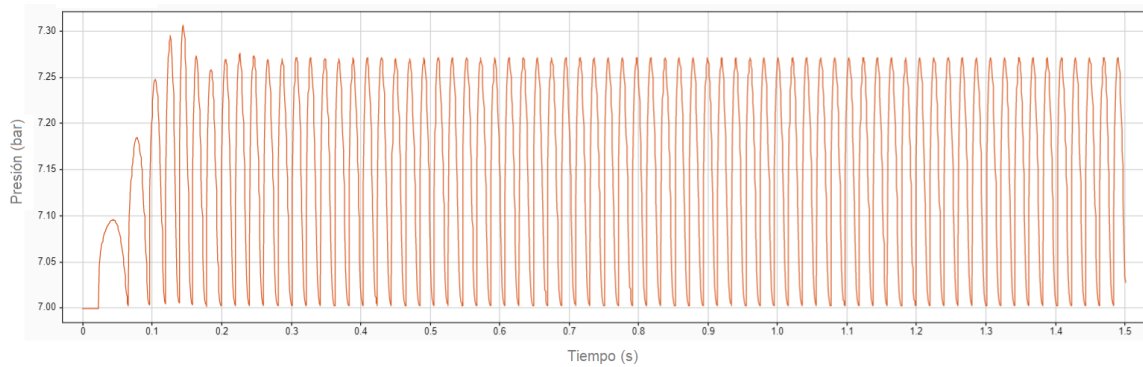
Caudal a la entrada a 110cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad nominal y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 39.

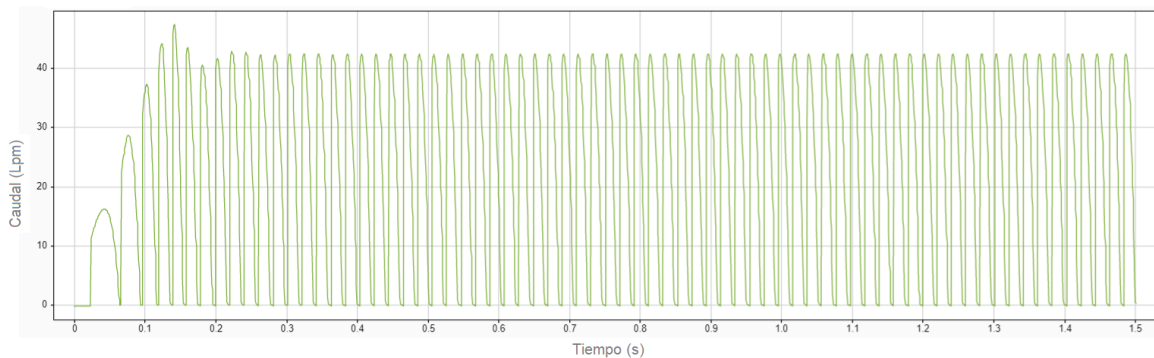
Presión a la salida a 110cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad nominal (110cst) y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 40.

Caudal a la salida a 110cSt con entrada de aire de 12%.

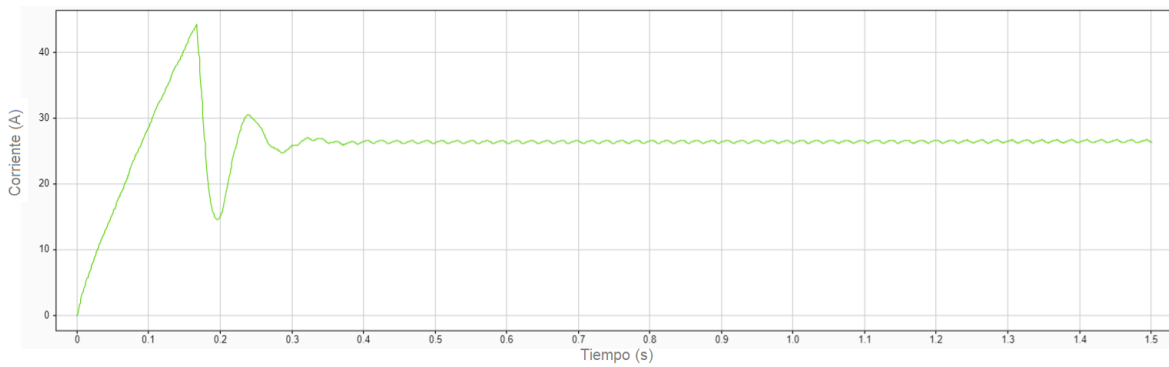


Nota. Variación del caudal a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad nominal (110cSt) y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

- **Datos a 90cSt**

Figura 41.

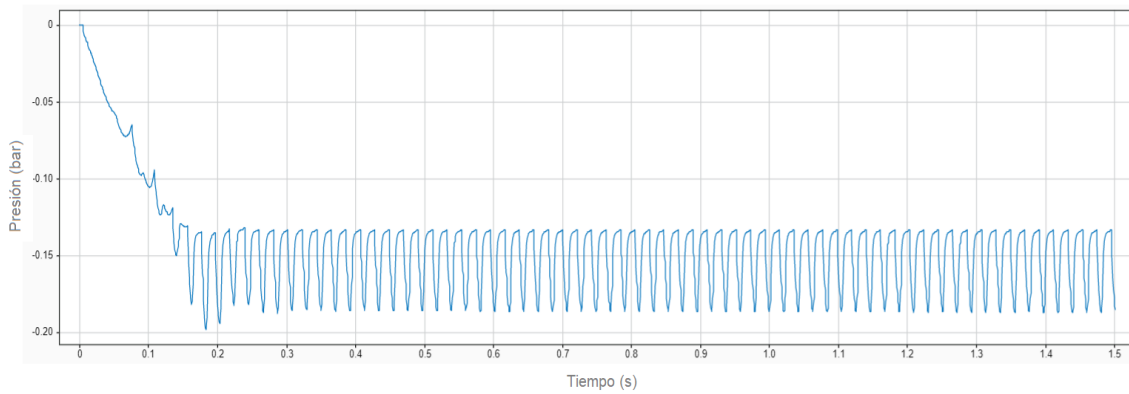
Corriente a 90cSt.



Nota. La grafica muestra la variación de la corriente de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 42.

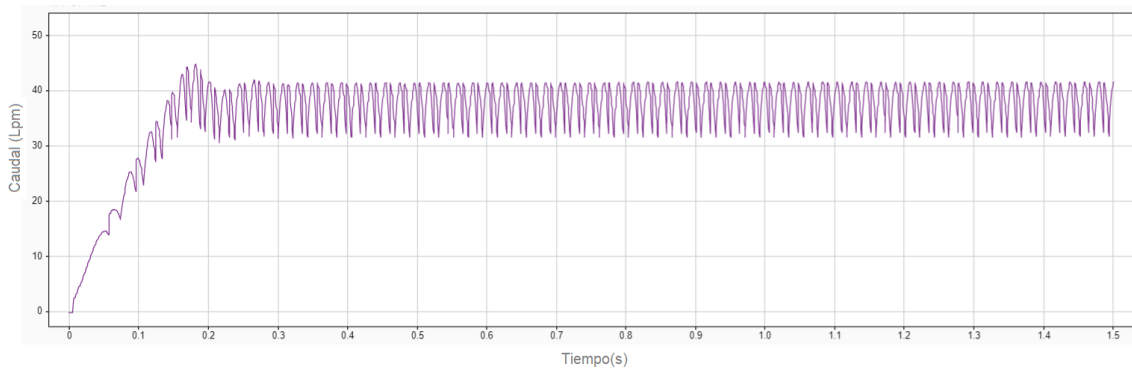
Presión de entrada a 90cSt.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 43.

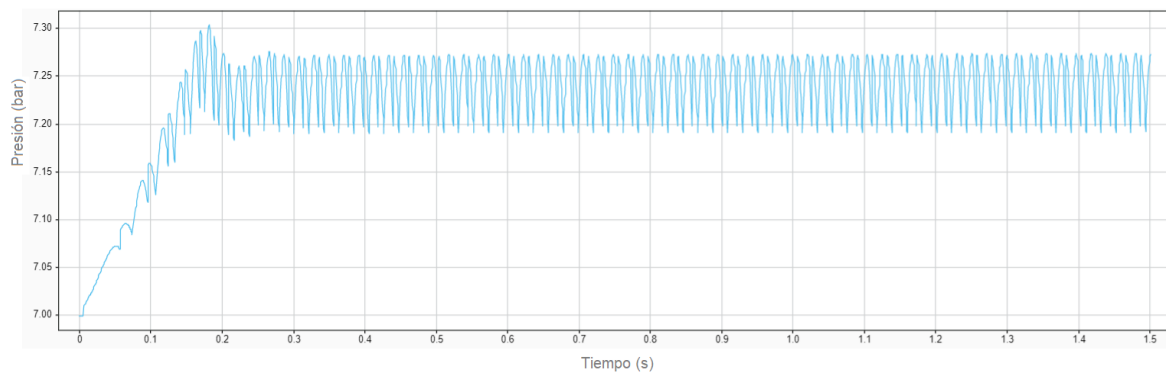
Caudal de entrada a 90cSt.



Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 44.

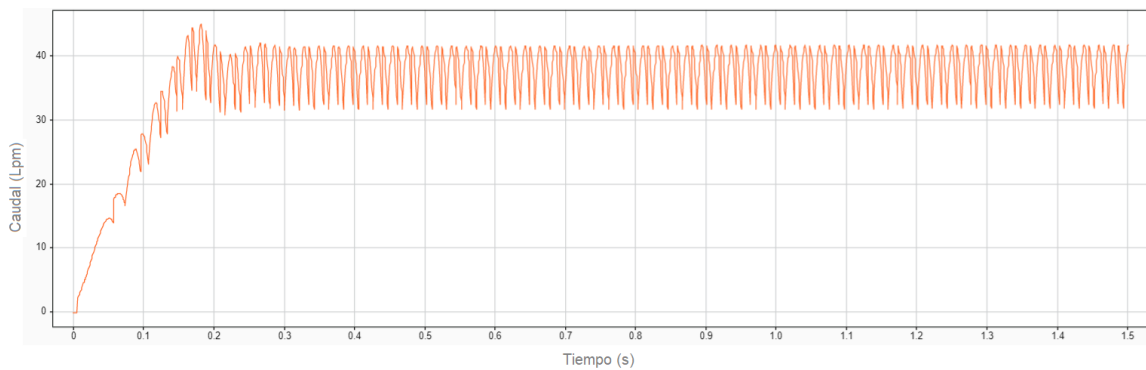
Presión a la salida a 90cSt.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 45.

Caudal a la salida a 90cSt.

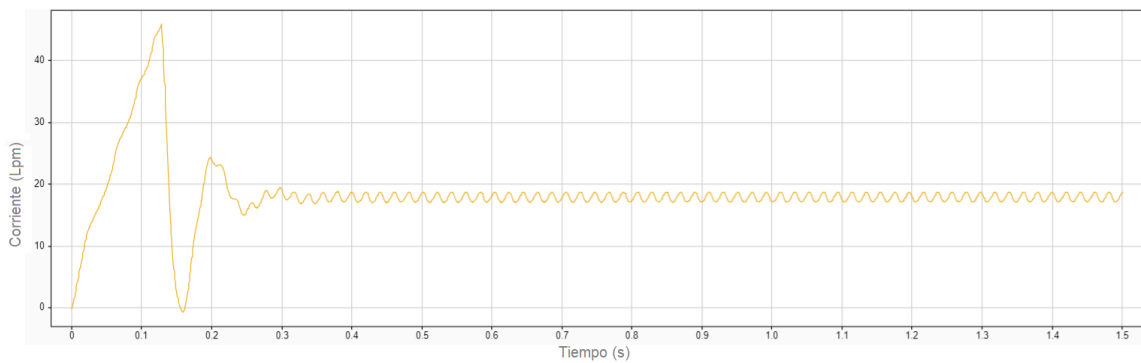


Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

- **Datos a 90cSt con aire**

Figura 46.

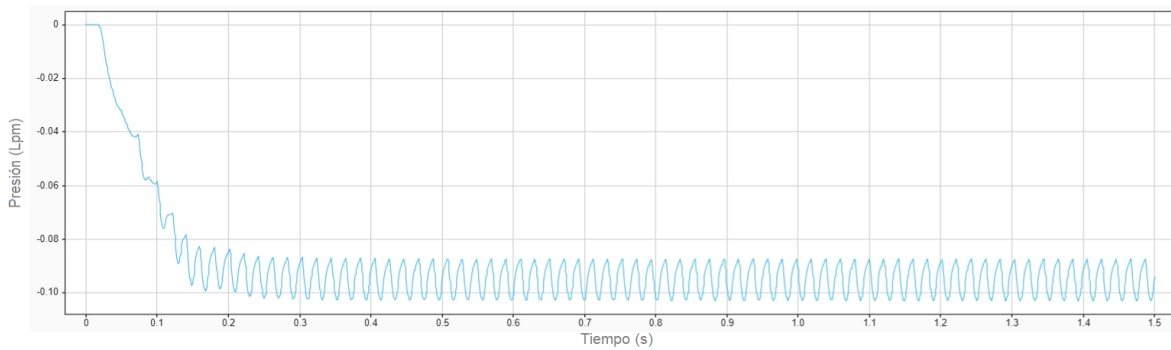
Corriente a 90cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación de la corriente de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste de la viscosidad con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 47.

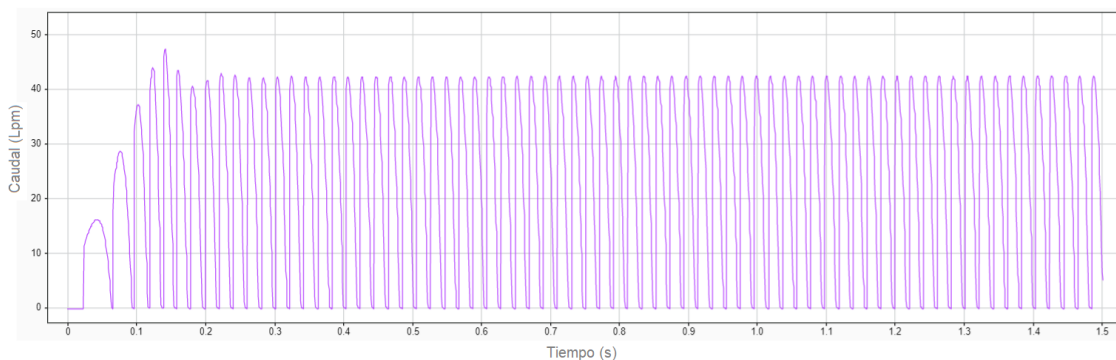
Presión a la entrada a 90cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 48.

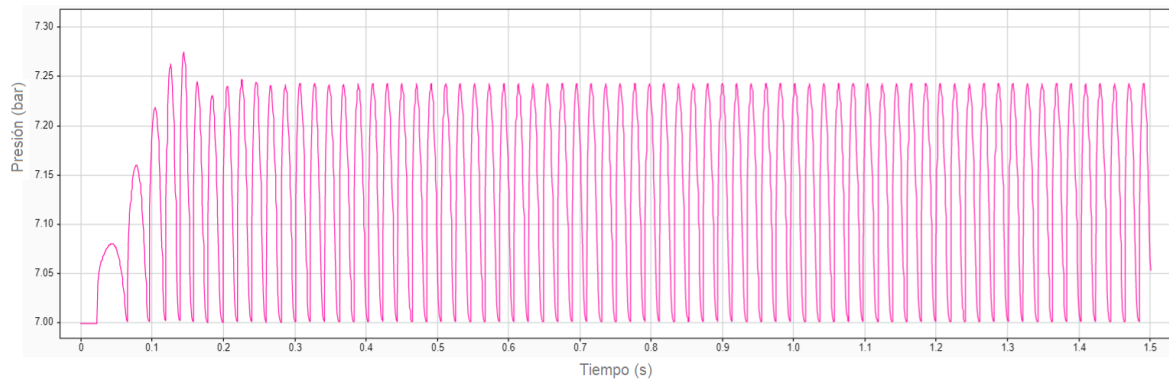
Caudal a la entrada a 90cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 49.

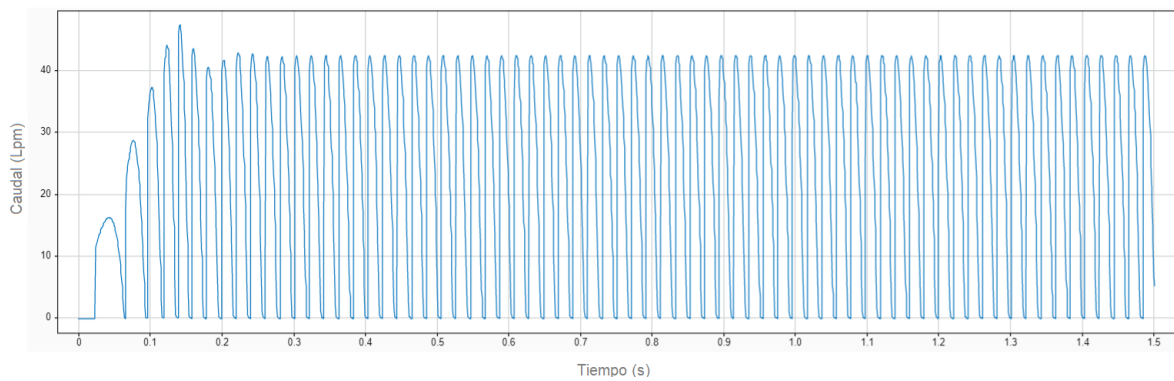
Presión a la salida a 90cSt con entrada de aire de 12%.



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 50.

Caudal a la salida a 90cSt con entrada de aire de 12%.

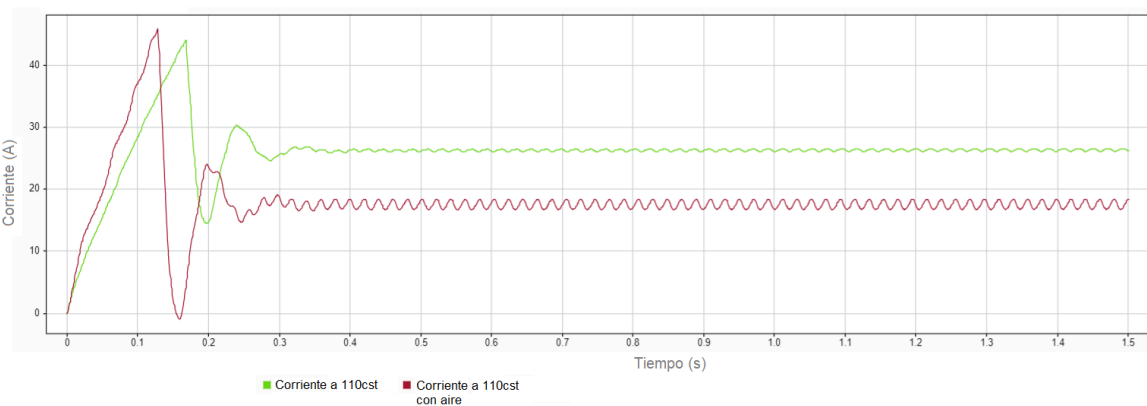


Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la salida de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

- **Datos de comparación 110cSt y 110cSt con aire.**

Figura 51.

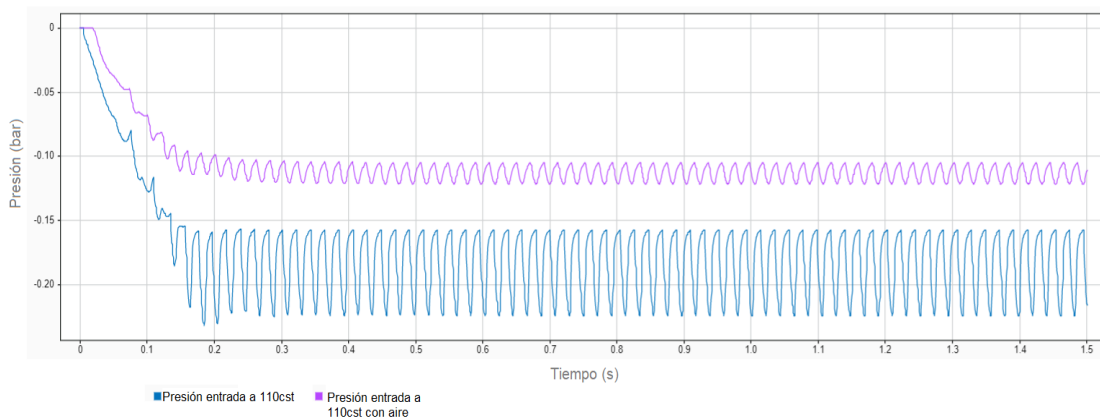
Corriente viscosidad de 110cSt y viscosidad de 110cSt con aire



Nota. La gráfica muestra la variación de la corriente de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad normal y viscosidad normal con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 52.

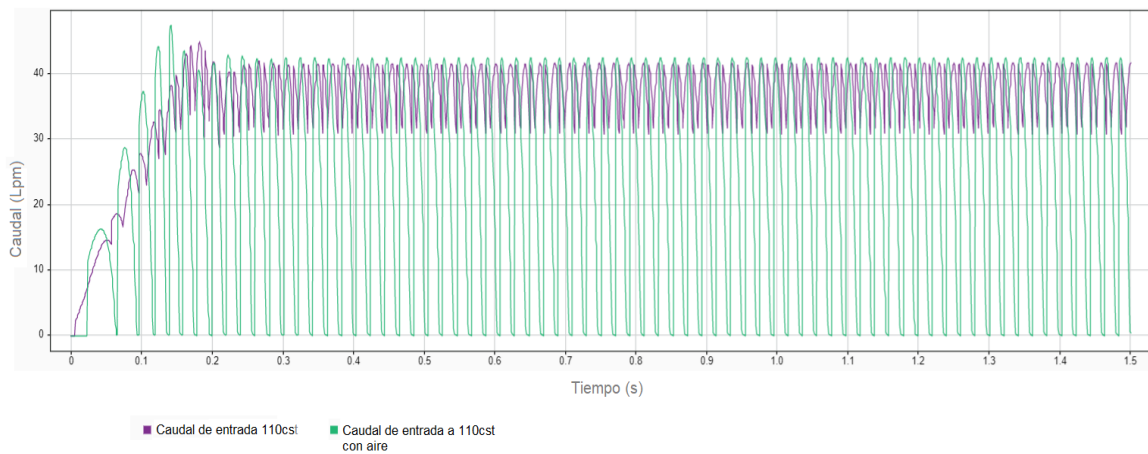
Presión a la entrada con viscosidad de 110cSt y viscosidad de 110cSt con aire



Nota. La gráfica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad normal y viscosidad normal con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 53.

Caudal a la entrada con viscosidad de 110cSt y viscosidad de 110cSt con aire

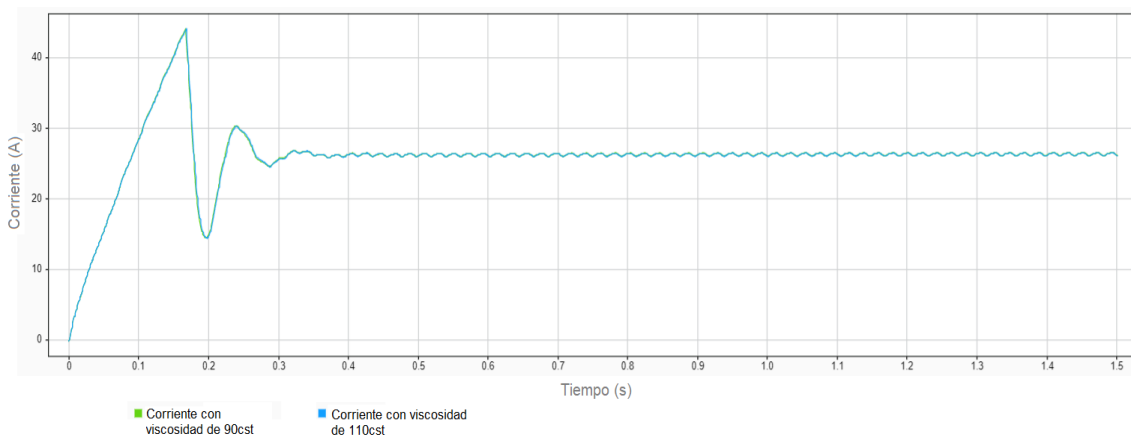


Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad normal y viscosidad normal con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

- *Comparación viscosidad de 110cSt y viscosidad de 90cSt*

Figura 54.

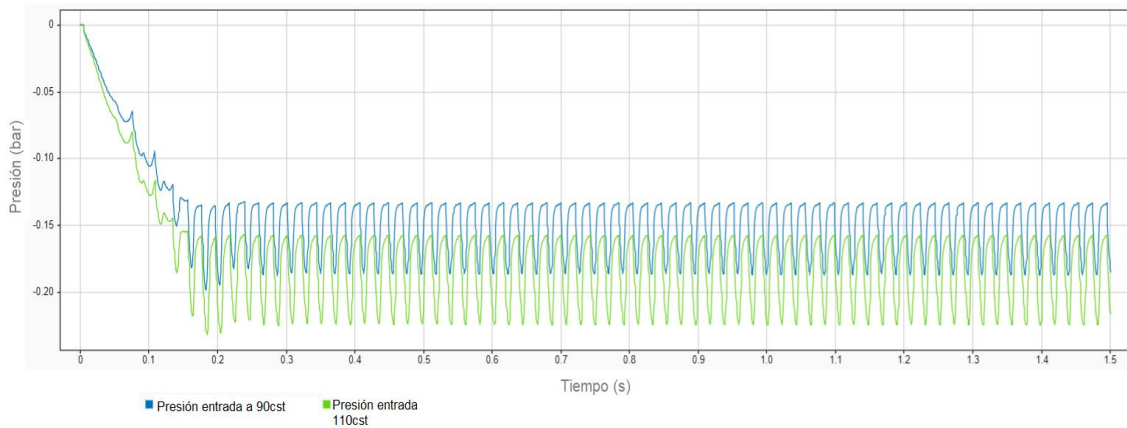
Corriente con viscosidad de 110cSt y desgaste en la viscosidad de 90cSt



Nota. La grafica muestra la variación de la corriente de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad normal y desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 55.

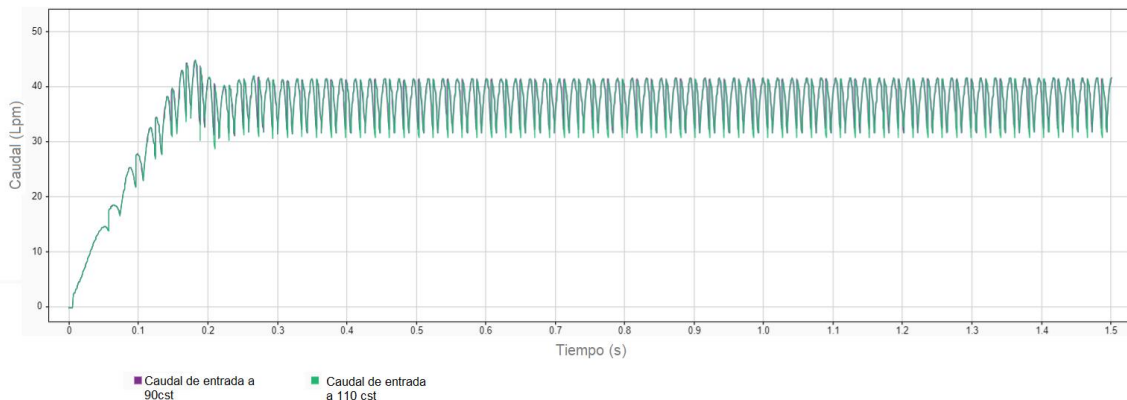
Presión a la entrada con viscosidad de 110cSt y desgaste en la viscosidad de 90cSt



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad normal y desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 56.

Caudal a la entrada con viscosidad de 110cSt y desgaste en la viscosidad de 90cSt

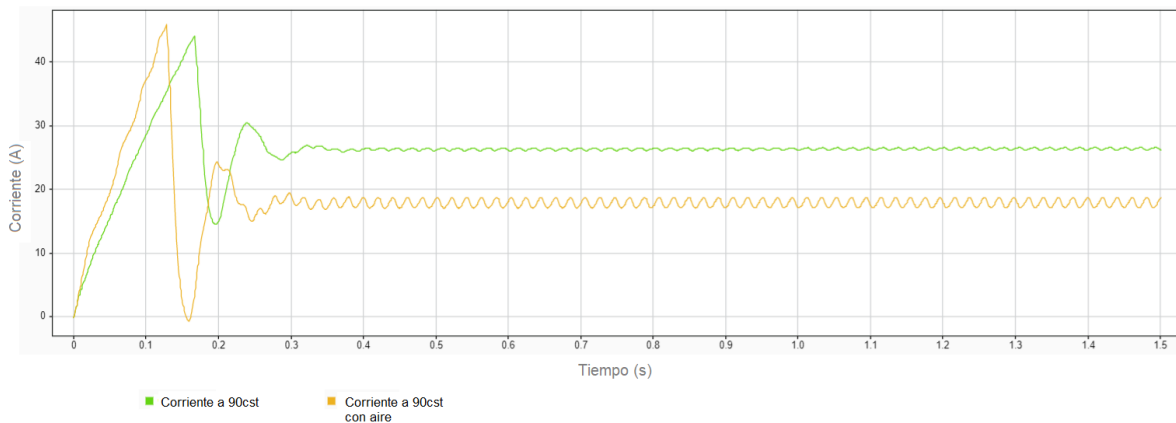


Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de viscosidad normal y desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt). Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

- **Comparación viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%**

Figura 57.

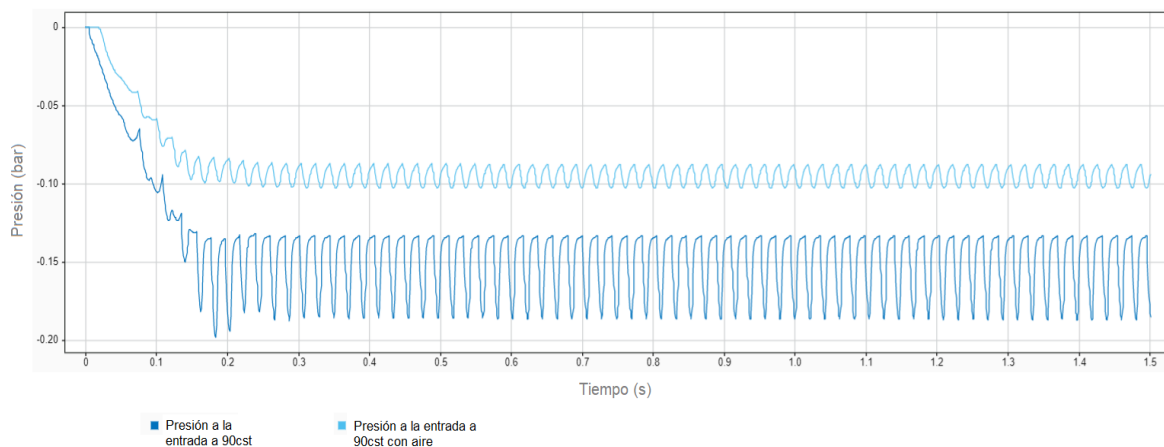
Corriente con desgaste en la viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%



Nota. La grafica muestra la variación de la corriente de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y viscosidad de 90cSt con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 58.

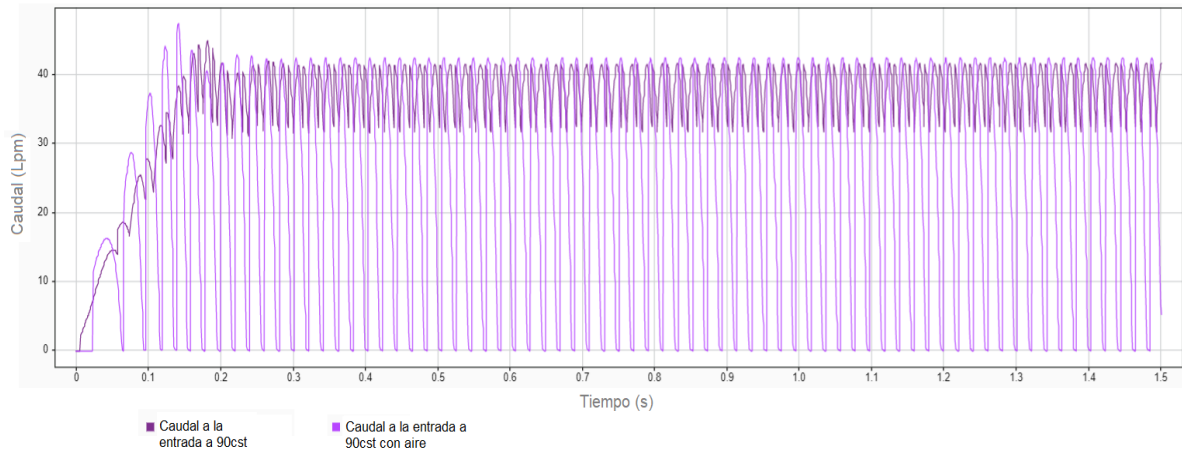
Presión de entrada con desgaste en la viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%



Nota. La grafica muestra la variación de la presión a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y viscosidad de 90cSt con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

Figura 59.

Caudal de entrada con desgaste en la viscosidad de 90cSt y 90cSt con aire de 12%



Nota. La grafica muestra la variación del caudal a la entrada de la bomba con respecto al tiempo en condiciones de desgaste en la viscosidad cinemática (90cSt) y viscosidad de 90cSt con entrada de aire del 12%. Tomado de: Elaboración propia con Matlab/Simscape.

ANEXO 2

Descripción del código principal:

Se importaron los datos de drive mediante el siguiente código:

```
from google.colab import drive
```

```
drive.mount('/content/drive')
```

Se importa la librería panda para realizar el dataframe, extrayendo los datos de la carpeta en .csv

```
import pandas as pd
```

```
df = pd.read_csv('/content/drive/MyDrive/PROYECTO DE GRADO-SAMANTHA/Datos.csv', encoding='latin1', sep=';')
```

```
df = df.iloc[:, :-4]
```

```
df
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
# X son las características y y son las etiquetas
```

```
X = df.drop(columns=['Tipo de falla']) # Features
```

```
y = df['Tipo de falla'] # Labels
```

```
# Primero, dividimos el conjunto de datos en datos de entrenamiento y datos de prueba (80% para entrenamiento, 20% para prueba)
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

```
# Luego, dividimos los datos de entrenamiento nuevamente en datos de entrenamiento y datos de validación (25% para validación del 80% de entrenamiento, es decir, 20% del total inicial)
```

```
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X_train, y_train, test_size=0.2, random_state=42)
```

```
# Ahora se tiene X_train, X_val, X_test, y_train, y_val, y y_test para los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba respectivamente
```

```
# Entrenamiento del modelo Random Forest
```

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

```

from sklearn.metrics import classification_report

# Crear el modelo de clasificación (Random Forest Classifier)
modelo = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)

# Entrenar el modelo con los datos de entrenamiento
modelo.fit(X_train, y_train)

# Predecir las etiquetas de los datos de prueba
y_pred = modelo.predict(X_test)

# Evaluar el rendimiento del modelo
print(classification_report(y_test, y_pred))

# Creación de los labels
labels = [
    'Operación Normal',
    'Viscosidad baja',
    'Aire en el circuito',
    'Viscosidad + Aire']

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

from sklearn.metrics import confusion_matrix

# Calcular la matriz de confusión
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)

# Visualizar la matriz de confusión
plt.figure(figsize=(8, 6))

sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Reds', xticklabels=labels, yticklabels=labels)

plt.xlabel('Falla predicta')

plt.ylabel('Falla real')

```

```

plt.title('Matriz de Confusión')

plt.show()

# Entrenamiento del modelo MLP

from sklearn.neural_network import MLPClassifier

from sklearn.metrics import classification_report

# Crear y configurar el modelo de clasificación (Multi-Layer Perceptron Classifier)

modelo = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(100,), activation='relu', solver='adam',
random_state=42)

# Entrenar el modelo con los datos de entrenamiento

History=modelo.fit(X_train, y_train)

# Predecir las etiquetas de los datos de prueba

y_pred = modelo.predict(X_test)

# Evaluar el rendimiento del modelo

print(classification_report(y_test, y_pred))

#Se importan las librerías para calcular la matriz de confusión

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

from sklearn.metrics import confusion_matrix

# Calcular la matriz de confusión

cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)

# Visualizar la matriz de confusión

plt.figure(figsize=(8, 6))

sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Reds', xticklabels=labels, yticklabels=labels)

plt.xlabel('Falla predicta')

plt.ylabel('Falla real')

plt.title('Matriz de Confusión')

```

`plt.show()`

ANEXO 3

Se comparte el enlace de la ficha técnica de la bomba de tres pistones del modelo 1051 de CATPUMPS:

https://www.catpumps.com/sites/default/files/2020-09/1051_G_0.pdf