



División de Estudios de Posgrado e Investigación

OPCIÓN I.- TESIS

TRABAJO PROFESIONAL

“Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión a través de microscopía y metalografía en oleoductos para transporte de hidrocarburos”

**PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL**

Presentada por

Ing. Isaí Pardo Escandón

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Alberto Alfonso Aguilar Lasserre

CO – DIRECTOR DE TESIS

Dr. Jonathan Josué Cid Galiot



ORIZABA, VERACRUZ, MÉXICO

ABRIL, 2025



Instituto Tecnológico de Orizaba
División de Estudios de Posgrado e Investigación

Orizaba, Veracruz, **01/abril/2025**
Dependencia: **División de Estudios de**
Posgrado e Investigación
Asunto: **Autorización de Impresión**
OPCION: I

C. PARDO ESCANDÓN ISAI
Candidato(a) a Grado de Maestro(a) en:
INGENIERÍA INDUSTRIAL
PRESENTE

De acuerdo con el reglamento de Titulación vigente de los Centros e Institutos Tecnológicos Federales del Tecnológico Nacional de México, de la Secretaría de Educación Pública, y habiendo cumplido con todas las indicaciones que la Comisión Revisora le hizo respecto a su Trabajo Profesional titulado:

"SISTEMA INTELIGENTE PARA DETERMINAR COMPORTAMIENTOS GENERACIONALES DE CORROSIÓN A TRAVÉS DE MICROSCOPIA Y METALOGRAFÍA EN OLEODUCTOS PARA TRANSPORTE DE HIDROCARBUROS"

Comunico a usted que este Departamento concede su autorización para que proceda a la impresión del mismo.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
CIENCIA - TÉCNICA - CULTURA®

OFELIA LANDETA ESCAMILLA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

OLE/jarh

OG-13-F06



2025
Año de
La Mujer
Indígena

Av. Oriente 9 #852 Colonia Emiliano Zapata, C.P. 94320
Orizaba, Veracruz. Tel. 01 (272) 1105360
e-mail: info@orizaba.tecnm.mx www.orizaba.tecnm.mx





Orizaba Veracruz, 13/marzo/2025.
Asunto: Revisión de trabajo escrito

C. OFELIA LANDETA ESCAMILLA
JEFA DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
P R E S E N T E.-

Los que suscriben, miembros del jurado, han realizado la revisión de la Tesis del (la) C.:

PARDO ESCANDÓN ISAI

La cual lleva el título de:

**SISTEMA INTELIGENTE PARA DETERMINAR COMPORTAMIENTOS GENERACIONALES DE
CORROSIÓN A TRAVÉS DE MICROSCOPIA Y METALOGRAFÍA EN OLEODUCTOS PARA
TRANSPORTE DE HIDROCARBUROS**

y concluyen que se acepta.

A T E N T A M E N T E

Excelencia en Educación Tecnológica®
CIENCIA - TÉCNICA - CULTURA®

PRESIDENTE: DR. ALBERTO AGUILAR LASSERRE

SECRETARIO: MII JONATHAN JOSUÉ CID GALIOT

VOCAL: M.I.I. CONSTANTINO G. MORAS SÁNCHEZ

VOCAL SUP.: DRA. ALINA EVELYN BADILLO MÁRQUEZ


FIRMA


FIRMA


FIRMA


FIRMA

TA-09-F18



2025
Año de
La Mujer
Indígena



Resumen

“La construcción de la red de ductos en México comenzó hace más de 30 años, y se encuentran alojados a lo largo de tierras agrícolas, parajes naturales, territorios indígenas, propiedades privadas, ciudades, carreteras, etc., por lo que el riesgo de accidentes por fugas, contaminación y explosión son altos. El monitoreo y control de corrosión electroquímica en ductos enterrados es la principal manera de mitigar estos riesgos y alargar la vida útil de las instalaciones” (González et al., 2006). “La industria petrolera debe seguir actualizando sus sistemas para ser eficaz, teniendo en cuenta que es altamente competitiva y volátil a las fuerzas del mercado que cambian de vez en cuando. Por lo tanto, las empresas deben buscar los medios que les permitan alcanzar este objetivo” (Hidalgo-Bonifaz et al., 2020).

En este trabajo se presenta el diseño y desarrollo de un sistema inteligente para determinar comportamientos generacionales de corrosión que se presentan en los sistemas de transporte por oleoductos mexicanos empleando distintos indicadores para determinar el nivel de pérdida mecánica provocado por el fenómeno de corrosión.

Para cumplir con este propósito se emplea Python y Anaconda (Jupyter Notebook y Jupyter Lab), así como equipo de metalografía, microscopia y cromatografía de gases, creando una base de datos de 140 capturas de imagen con relación a la pérdida mecánica por corrosión de oleoductos. Esta base de datos se emplea para el procesamiento de imágenes a escala de grises, binario y entrenamiento de algoritmos de clasificación para aprendizaje automático, optimizando los hiperparámetros del algoritmo, resultando en un modelo con una exactitud del F1-score promedio de 0.98 el cual confirma un balance adecuado entre precisión y sensibilidad y una baja pérdida (0.0977) lo cual confirma que el modelo también es confiable al asignar probabilidades cercanas a las verdaderas clases. Estos resultados validan la eficacia del modelo al momento de la clasificación de imágenes analizadas.

Finalmente, el modelo culmina con la creación de una interfaz denominada “Sistema Inteligente para determinar comportamientos de Corrosión a través de Microscopia y Metalografía” (SICMM), para simplificar la interacción del modelo al mismo tiempo que se empleó Simulación Montecarlo para el impacto económico que puede llegar a tener la implementación de este trabajo.

Abstract

“The construction of Mexico's pipeline network began more than 30 years ago, and pipelines are located along agricultural lands, natural areas, indigenous territories, private properties, cities, highways, and more. Therefore, the risk of accidents due to leaks, contamination, and explosions is high. Monitoring and controlling electrochemical corrosion in buried pipelines is the main way to mitigate these risks and extend the lifespan of the facilities.”([González et al., 2006](#)).“The oil industry must continue to update its systems to be effective, given its highly competitive nature and the volatile nature of ever-changing market forces. Therefore, companies must seek ways to achieve this goal.”([Hidalgo-Bonifaz et al., 2020](#)).

This paper presents the design and development of an intelligent system to determine generational corrosion behaviors that occur in Mexican oil pipeline transportation systems using different indicators to determine the level of mechanical loss caused by the corrosion phenomenon.

To fulfill this purpose, Python and Anaconda (Jupyter Notebook and Jupyter Lab) are used, as well as metallographic equipment, microscopy and gas chromatography, creating a database of 140 image captures related to the mechanical loss due to corrosion of oil pipelines. This database is used for the processing of grayscale and binary images and training of classification algorithms for machine learning, optimizing the algorithm's hyperparameters, resulting in a model with an average F1-score accuracy of 0.98, which confirms an adequate balance between precision and sensitivity, and a low loss (0.0977), which confirms that the model is also reliable in assigning probabilities close to the true classes. These results validate the effectiveness of the model when classifying analyzed images.

Finally, the model culminates with the creation of an interface called "Intelligent System to determine behaviors Corrosion through Microscopy and Metallography" (SICMM), to simplify the interaction of the model while Monte Carlo Simulation was used to assess the economic impact that the implementation of this work may have.

Contenido

Resumen.....	1
Abstract	3
Nomenclatura	1
Capítulo 1: Generalidades	2
1.1. Introducción	2
1.2. Planteamiento del problema	4
1.3. Objetivos	7
1.3.1.- Objetivo General	7
1.3.2.- Objetivos Específicos	7
1.4. Hipótesis.....	8
1.5. Justificación.....	9
1.6. Conclusión	11
Capítulo 2: Antecedentes.....	13
2.1. Introducción	13
2.2. La Industria del petróleo y la corrosión.....	14
2.2.1.- El daño que representa la corrosión en las industrias del petróleo y gas	14
2.2.2.- Respuesta de las industrias ante la corrosión	15
2.3. Marco teórico.....	17
2.3.1.- La Industria Petrolera.....	17
2.3.2.- La Industria Petrolera en México	17
2.3.3.- La Corrosión en la Industria Petrolera.....	18
2.3.3.1.- Identificación de tipos de corrosión en la industria del petróleo y gas.....	19
2.3.3.2.- Corrosión por CO ₂	20
2.2.3.3.- Corrosión por H ₂ S	21
2.3.3.4.- Corrosión por O ₂	21
2.3.3.5.- Corrosión Galvánica.....	21
2.3.3.6.- Corrosión Microbiológica	22
2.3.4- Inteligencias Artificiales.....	23
2.3.5- Tratamiento de Imágenes.....	23
2.4. Estado del arte	25
2.4.1.- Evaluación de calidad de los trabajos de estudio:	27
2.4.2.- Análisis y Síntesis:.....	28

2.4.3.- Discusión y conclusiones de la Revisión bibliográfica:.....	30
2.5. Conclusión	34
Capítulo 3: Metodología	35
3.1. Introducción	35
3.2. Generalidades de la Metodología.....	36
3.3. Desarrollo de la Metodología	39
3.3.1.- Etapa 1 (Estudios de Campo)	39
3.3.1.1.- Muestreo, Extracción y revisión de STD:.....	39
3.3.1.1.1.- Extracción del segmento de tubería del STD	39
3.3.1.1.2.- Corte para muestras del STD obtenido	40
3.3.1.1.3.- Encapsulamiento de las muestras obtenidas	41
3.3.1.1.4.- Procedimiento de lijado de los encapsulamientos	42
3.3.1.2.- Verificación de los datos obtenidos	45
3.3.1.2.1.- Caracterización mecánica - Ensayos de dureza método Rockwell y Vicker´s	45
3.3.1.2.2.- Cromatografía de gases – Comprobación de agentes corrosivos en el crudo.	48
3.3.1.2.3.-Procedimiento cromatográfico para la identificación de Naftenos, Parafinas y Aromáticos.....	50
3.3.1.2.4.-Componentes identificados por la cromatografía de gases.....	53
3.3.1.2.5.-Conclusión del análisis cromatografía por gases.....	55
3.3.2.- Etapa 2 (Elaboración del SICMM)	56
3.3.2.1.- Análisis Metalográfico y Microscópico:.....	56
3.3.2.2.- Procesamiento de Imágenes:.....	59
3.3.2.2.1- Adquisición de imágenes:.....	60
3.3.2.2.2.- Preprocesamiento:.....	61
3.3.2.2.3.- División de la imagen:.....	61
3.3.2.2.4.- Extracción de características:.....	62
3.3.2.2.5.- Clasificación de imágenes:.....	62
3.3.2.3.- Identificación de Variables de Impacto y Codificación:	64
3.3.2.3.1.- Identificación de variables de mayor impacto:.....	64
3.3.2.4.- Codificación (Desarrollo del sistema Inteligente):	65
3.3.2.4.1.- Desarrollo de la sección de tratamiento de imágenes por RGB:.....	65
3.3.2.4.2.- Desarrollo de detección de Ferrita (Colores Rojo, Carmesí y Rosado):.....	66

3.3.2.4.3.- Desarrollo de detección de Austenita (Colores Verde, Amarillo y Azul):	68
3.3.2.4.4.- Desarrollo del tratamiento de imágenes binarias:	69
3.3.2.4.5.- Implementación de Redes Neuronales en Python:.....	70
3.3.2.4.6 Creación de la interfaz del Algoritmo:	75
3.3.2.5.- Validación del Sistema Inteligente Realizado:	82
3.3.2.5.1- Conclusiones: Relación entre precisión y pérdida	83
3.3.2.6.- Diseño de experimentos para Simulación Montecarlo:.....	84
3.3.2.6.1.- Simulación Montecarlo – Desarrollo de experimentos:	85
3.3 Conclusión	88
Capítulo 4: Resultados.....	89
4.1 Introducción	89
4.2 Resultados de los Estudios de campo y Análisis de laboratorio	89
4.2.1.- Pruebas de dureza y análisis por Cromatografía de gases.	89
4.2.2- Análisis Metalográfico y Microscópico	90
4.3 Funcionamiento del sistema inteligente.....	91
4.3.1-Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión.	91
4.3.2.-Uso de la interfaz del Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión.	91
4.3.2.1.- Sistema Inteligente – Análisis RGB	94
4.3.2.2.- Sistema Inteligente – Análisis Binario	98
4.3.2.3.- Sistema Inteligente – Análisis IA.....	99
4.4.-Resultados de análisis por Simulación Montecarlo	101
4.4.1.-Simulación Montecarlo – Análisis de sensibilidad	101
4.4.2.-Simulación Montecarlo – Comparación de ganancias	106
4.5. Conclusiones.....	112
4.5.1- Evaluación de impactos, resultados e identificación de actividades o procesos más significativos.	112
4.5.2.- Conclusión y Discusión.	114
Referencias Bibliográficas.....	117

Tabla de Ilustraciones

Ilustración 1 SC (Corrosión dulce), AC (Corrosión ácida), CO (Corrosión por oxígeno), GaC (corrosión galvánica) y MIC (corrosión microbiológica) (Fuente: (Pérez 2013, Popoola et al. 2013)).	20
Ilustración 2 Análisis del trabajo de estudio en la revisión bibliográfica (RQ's). Fuente: (Elaboración propia).	28
Ilustración 3 Relación temporal de: corrosión, procesamiento de imágenes, IA y microscopía Fuente:(Elaboración propia).	32
Ilustración 4 Diseño metodológico para la investigación. Fuente: (Elaboración propia)...	36
Ilustración 5 Procedimiento metalográfico utilizado Fuente:(Elaboración propia).	39
Ilustración 6 A) Segmento STD obtenido, B) Corte del STD para muestreo, C) Muestras obtenidas del corte Fuente: (Elaboración propia).	40
Ilustración 7 A) Medición de las muestras obtenidas, B) Medición del grosor del STD obtenido Fuente: (Elaboración propia).	41
Ilustración 8 A) Muestra colocada, B) Proceso de colocación de la Resina, C) Configuración del equipo, D) Encapsulamiento obtenido Fuente: (Elaboración propia)	42
Ilustración 9 A) Tipo de lijas empleadas, B) Máquina empleada para el proceso de lijado, C) Lijado de muestras, D) Muestras en proceso de acabado espejo. Fuente: (Elaboración propia).	44
Ilustración 10 A) Equipo para ensayos Vicker's y Rockwell utilizado B) Muestra de acero API 5L X65 empleada para los ensayos C) Lectura de dureza de las pruebas Vicker's y Rockwell D) Herramienta empleada en las pruebas y ensayos (Fuente: Elaboración propia).	46
Ilustración 11 Lecturas de las pruebas realizadas (Fuente: Elaboración propia).	47
Ilustración 12 Equipo empleado para la extracción de la muestra para su posterior análisis (Fuente: Elaboración propia).	51
Ilustración 13 A) Cromatógrafo de Gases, B) Inyectores, C) Columna, D) Válvulas de Gases, E) Detector de Gases (Fuente: Elaboración propia).	53

Ilustración 14 Identificación de Nafteno, siendo el grafico A el resultado del análisis cromatográfico realizado y el grafico B la base historia donde se identificó dicho elemento (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003)).....	54
Ilustración 15 Identificación de Hexano, siendo el grafico A el resultado del análisis cromatográfico realizado y el grafico B la base historia donde se identificó dicho elemento (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003)).....	54
Ilustración 16 Identificación de Heptano, siendo el grafico A el resultado del análisis cromatográfico realizado y el grafico B la base historia donde se identificó dicho elemento (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003)).....	54
Ilustración 17 A) Material empleado para el ataque químico B) Equipo empleado para la preparación de la muestra C) Muestra empleada para el análisis microscópico D) Equipo empleado para el análisis de microscopía (Fuente: Elaboración propia).	57
Ilustración 18 A) Calibración manual de microscopio, B) Imagen producto de una mala calibración del microscopio, C) Imagen con una buena calibración de microscopio (Fuente: Elaboración propia)	58
Ilustración 19 Proceso de detección de corrosión a través de imágenes (Fuente: Basado en (Ali et al., 2023)).....	59
Ilustración 20 Creación de la base de datos mediante la adquisición de imágenes por microscopia (Fuente: Elaboración propia)	60
Ilustración 21 A) Proceso para la calibración de la imagen, B) Opciones para tratamiento de imágenes (RGB, Binarias y Detección de contornos) posteriores a la calibración de la imagen (Fuente: Elaboración propia).	61
Ilustración 22 Segmentación de las imágenes recolectadas (Fuente: Elaboración propia). 62	
Ilustración 23 A) Imágenes con tratamiento RGB B) Imágenes con tratamiento binario C) Imágenes a escala de grises para entrenamiento de la red neurona artificial (Fuente: Elaboración propia).	63
Ilustración 24 Configuración de la presencia de Ferrita y Austenita en el material (Fuente: Elaboración propia).	64
Ilustración 25 Librerías empleadas en el algoritmo del análisis RGB (Fuente: Elaboración propia).....	66

Ilustración 26 La línea donde empieza con cap =, tiene la función de llamar a la imagen a analizar y el resto del código el umbral que representa al color Rojo (Fuente: Elaboración propia).....	66
Ilustración 27 Líneas del código que interpretan y muestran los umbrales establecidos en líneas anteriores (Fuente: Elaboración propia).	67
Ilustración 28 Funcionamiento del código que representa el umbral del color rojo. (Fuente: Elaboración propia).	67
Ilustración 29 Funcionamiento de los umbrales representativos del elemento de Ferrita en el material analizado. (Fuente: Elaboración propia).....	68
Ilustración 30 Introducción y remplazo de líneas de código para la representación de los umbrales de la Austenita. (Fuente: Elaboración propia).....	68
Ilustración 31 Funcionamiento de los umbrales representativos del elemento de Austenita en el material analizado. (Fuente: Elaboración propia).	69
Ilustración 32 Funcionamiento de los umbrales representativos del análisis binario en el material analizado. (Fuente: Elaboración propia).....	69
Ilustración 33 Librerías empleadas Fuente:(Elaboración propia).	71
Ilustración 34 Parámetros para el entrenamiento del modelo Fuente: (Elaboración propia).	71
Ilustración 35 Código de escala de pixeles de rango Fuente:(Elaboración propia).	72
Ilustración 36 Código de la arquitectura de la red secuencial Fuente:(Elaboración propia).	73
Ilustración 37 Código empleado para los generadores de datos Fuente:(Elaboración propia).	74
Ilustración 38 Metodología del procesamiento de imágenes Fuente: (Elaboración propia).	76
Ilustración 39 Configuración de la Interfaz Gráfica con Tkinter Fuente: (Elaboración propia).....	77
Ilustración 40 Librerías importadas de Open Cv Fuente: (Elaboración propia).	77
Ilustración 41 Código de colores RGB utilizada Fuente: (Elaboración propia).	78
Ilustración 42 Codificación de las máscaras de color Fuente: (Elaboración propia).....	78

Ilustración 43 Código utilizado para la visualización de los colores RGB empleados Fuente: (Elaboración propia).	79
Ilustración 44 Código del conteo de pixeles de cada color definido Fuente: (Elaboración propia).....	80
Ilustración 45 Código de generación de grafico de pastel Fuente: (Elaboración propia). ..	80
Ilustración 46 Comprobación estadística a través de una matriz de confusión del porcentaje de precisión del modelo Fuente: (Elaboración propia).....	82
Ilustración 47 Graficas de perdida y precisión del modelo Fuente: (Elaboración propia). 83	
Ilustración 48 Interfaz del sistema inteligente de apoyo en decisiones en corrosión sobre PTS. (Fuente: Elaboración propia).	92
Ilustración 49 A) Opciones de análisis a Ferrita y Austenita B) Selección del archivo para el análisis RGB C) Subclasificación realizada por el sistema. (Fuente: Elaboración propia)..	93
Ilustración 50 A) Selección del archivo para el análisis Binario B) Clasificación y porcentajes de partes rígidas y blandas. (Fuente: Elaboración propia).	94
Ilustración 51 A) Selección del archivo para el análisis Binario, B) predicción de corrosión de la imagen analizada Fuente: (Elaboración propia).	94
Ilustración 52 Clasificación de los tipos de concentración de Ferrita identificados por el Sistema Inteligente de apoyo a la decisión. (Fuente: Elaboración propia).....	96
Ilustración 53 Clasificación de los tipos de concentración de Austenita identificados por el Sistema Inteligente de apoyo a la decisión. (Fuente: Elaboración propia).....	97
Ilustración 54 Clasificación del análisis binario de las partes blandas y duras identificadas por el Sistema Inteligente de apoyo a la decisión. (Fuente: Elaboración propia).	99
Ilustración 55 Predicciones producto del entrenamiento realizado a la red neuronal convolucional entrenada e implementada al software Fuente: (Elaboración propia).....	100
Ilustración 56 Grafico de tornado representativo de las ganancias de enero. Fuente: (Elaboración propia).	102
Ilustración 57 Distribución de probabilidad correspondiente al mes de enero. Fuente: (Elaboración propia).	102
Ilustración 58 Grafico de tornado representativo de las ganancias de febrero. Fuente: (Elaboración propia).	103

Ilustración 59 Distribución de probabilidad correspondiente al mes de febrero. Fuente: (Elaboración propia).	104
Ilustración 60 Grafico de tornado representativo de las ganancias de marzo. Fuente: (Elaboración propia).	105
Ilustración 61 Distribución de probabilidad correspondiente al mes de marzo. Fuente: (Elaboración propia).	106
Ilustración 62 Comparación de distribuciones de los meses analizados por simulación Montecarlo. Fuente: (Elaboración propia).	109

Tabla de Tablas

Tabla 1 Basada en la Ref. (Cid-Galiot et al., 2021) Orden de importancia de los medios de transporte.	26
Tabla 2 Preguntas de investigación Fuente:(Elaboración propia)	26
Tabla 3 Preguntas de evaluación de calidad Fuente:(Elaboración propia).	27
Tabla 4 Ponderación de las obras analizadas Fuente:(Elaboración propia).	31
Tabla 5 Compuestos que conforman los aromáticos, parafinas y naftenos Fuente: (Elaboración propia).	50
Tabla 6 Características empleadas en el análisis cromatográfico (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003)).....	52
Tabla 7 Comparativa de escenario realista vs escenario pesimista de ganancias de la industria del petróleo y gas. Fuente: (Elaboración propia).	108
Tabla 8 Resumen estadístico resultantes de las simulaciones realizadas por simulación Montecarlo. Fuente: (Elaboración propia).	110
Tabla 9 Cumplimiento de objetivos de los resultados de investigación parte 1. Fuente (Elaboración propia).	112
Tabla 10 Cumplimiento de objetivos de los resultados de investigación parte 2. Fuente (Elaboración propia).	113

Nomenclatura

AC	=	Corrosión ácida – H ₂ S
AG	=	Algoritmo genético
ANN	=	Red Neuronal Artificial
AR	=	Aromáticos
BI	=	Imagen Binaria o Inspección Ultrasónica
BN	=	Red Bayesiana
C	=	Corrosión
CHR	=	Cromatografía
CO	=	Corrosión al oxígeno - O ₂
FL	=	Lógica difusa
GaC	=	Corrosión galvánica
GC	=	Escala de Grises
IA	=	Inteligencia Artificial
IED	=	Imagen con bordes detectados o Imagen con contornos
ME	=	Metalografía
MIC	=	Corrosión microbiológica
NA	=	Naftenos
OCDE	=	Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos
OPEC	=	Organización de Países Exportadores de Petróleo
PA	=	Parafinas
STD	=	Sistema de Transporte por Ductos
PTS	=	Sistema de Transporte por Tuberías
SC	=	Corrosión dulce – CO ₂
SICMM	=	Sistema Inteligente para determinar comportamientos de Corrosión a través de Microscopia y Metalografía.
SMC	=	Simulación Monte Carlo
SP	=	Espectroscopia
STO	=	Sistemas de Transporte por Oleoductos

Capítulo 1: Generalidades

1.1. Introducción

“La industria petrolera debe seguir actualizando sus sistemas para ser eficaz, teniendo en cuenta que es altamente competitiva y volátil a las fuerzas del mercado que cambian de vez en cuando. Por lo tanto, las empresas deben buscar los medios que les permitan alcanzar este objetivo” (Hidalgo, Márquez, González, & Cargua, 2020). “La mayor parte de los recursos de petróleo del mundo corresponde a hidrocarburos viscosos y pesados, que son difíciles y caros de producir y refinar. Por lo general, mientras más pesado o denso es el petróleo crudo, menor es su valor económico. Con la gran demanda y los altos precios del petróleo, y estando en declinación la producción de la mayoría de los yacimientos de petróleo convencionales, la atención de la industria en muchos lugares del mundo se está desplazando hacia la explotación de petróleo pesado” (Hussein, y otros, 2006).

“El petróleo es conocido en América Latina desde hace siglos: los pobladores precolombinos lo conocieron; lo veían a flor de tierra; le llamaron chapopote y lo utilizaron para sellar canoas y acueductos, para mangos de cuchillos y como colorante de artículos” (Rodríguez, 2016).

“La explotación del petróleo es y ha sido medular en el funcionamiento de la economía mexicana. Esa importancia ha minimizado por largo tiempo los efectos nocivos, tanto socioeconómicos como ambientales, de esa explotación en el territorio” (Checa & Hernández, 2006). “EL balance del petróleo crudo de México presenta síntomas cada vez más preocupantes. Unas cuantas datas estilizadas revelan tendencias inequívocas. La producción cruzó, a la baja, el umbral de los 2 millones de barriles diarios (mmbd) en julio de 2017 y aún no toca fondo. En 2004, se produjeron 3.4 mmbd y las refinerías de PEMEX procesaron ese año un total de 1-3 mmbd. Esta última cifra descendió a 767 mil barriles diarios Cmbd) en 2017. Así, la exportación neta de hidrocarburos líquidos —las ventas exteriores de crudo y de productos petrolíferos menos las importaciones de estos últimos— se precipitó a 409 mbd en el primer semestre de 2018, es decir una del 77% respecto al 2004.

Por entonces, México pasó de ser el quinto país productor de petróleo en ese año a ocupar el onceavo lugar en 2016” ([Lajous, 2019](#)).

“El aumento de la demanda mundial de petróleo a medio plazo (2020-2026) se estima en 13,8 millones de barriles diarios (mb/d). Sin embargo, casi el 80% de esta demanda incremental se materializará en los tres primeros años (2021-2023), principalmente como parte del proceso de recuperación de la crisis de la COVID-19. Se espera que la demanda de petróleo de la OCDE aumente en casi 4 mb/d en el período hasta 2026. Sin embargo, todo este aumento no será suficiente para volver a los niveles de demanda anteriores a la COVID-19. Se prevé que la demanda de los países no pertenecientes a la OCDE aumente en casi 10 mb/d a medio plazo, y que alrededor de la mitad de este aumento sea necesario para compensar la disminución de la demanda en 2020. Si se utiliza 2019 como año base para la comparación, se obtendría una demanda incremental de 4,4 mb/d en 2026.” ([OPEC, 2023](#)).

“El transporte de combustibles se realiza por una red de ductos de acero enterrados, los cuales operan sin interrupción los 365 días del año” ([González, Villaseñor, Reyes, Hernández, & Rodríguez, 2019](#)). “Las condiciones de la empresa limitan en la actualidad procedimientos de mantenimiento a instalaciones, algunas con más de 60 años de servicio, como los Sistemas de Transporte por Oleoductos (STO), con afectaciones críticas de integridad mecánica por corrosión y perforación del ducto” ([Petroleos Mexicanos., 2020](#)). “La construcción de la red de ductos en México comenzó hace más de 30 años, y se encuentran alojados a lo largo de tierras agrícolas, parajes naturales, territorios indígenas, propiedades privadas, ciudades, carreteras, etc., por lo que el riesgo de accidentes por fugas, contaminación y explosión son altos. El monitoreo y control de corrosión electroquímica en ductos enterrados es la principal manera de mitigar estos riesgos y alargar la vida útil de las instalaciones” ([González, Villaseñor, Reyes, Hernández, & Rodríguez, 2019](#))

1.2. Planteamiento del problema

“La corrosión ha tirado abajo puentes, derribado aeronaves, arruinado plantas químicas, partido columnas de perforación y provocado la rotura de líneas de conducción. Transcurrido un tiempo suficiente, este fenómeno posee el potencial para degradar cualquier material. En ciertos ambientes, los efectos no controlados de la corrosión pueden aparecer súbitamente y, si no se manejan adecuadamente, sus consecuencias pueden implicar un costo elevado” (Bruce, y otros, 2016).

“Podemos definir la corrosión como el daño que sufren los materiales por las acciones del medio en que se encuentran, produciendo pérdidas en sus propiedades mecánicas de resistencia, lo que da lugar a cambios en la geometría de las estructuras y componentes que les hacen perder la función para la cual estaban determinadas, ocasionando:

- Pérdidas directas, como el cambio de estructuras y equipos corroídos.
- Pérdidas indirectas, como la pérdida de producción por suspensión temporal de los sistemas productivos y las instalaciones, y la contaminación de los bienes creados.
- Pérdidas de recursos naturales escasos.
- Pérdidas de bienestar y vidas humanas.
- Pérdidas de la eficiencia.
- Sobredimensionamiento.
- Aumento de los costos de explotación.” (Rosario & Yácono, 2003)

“El petróleo crudo y el gas natural pueden transportar varios productos de alta impureza que son inherentemente corrosivos. En el caso de los pozos y oleoductos de petróleo y gas, estos medios altamente corrosivos son el dióxido de carbono (CO₂), sulfuro de hidrógeno (H₂S) y agua libre. Extracción continua de CO₂, H₂ con el tiempo, el agua libre a través de los componentes de petróleo y gas puede hacer que las superficies internas de estos componentes sufran efectos de corrosión. Las líneas y los accesorios de los componentes de las líneas sufrirían degradaciones de material con las condiciones variables del pozo debido a los cambios en la composición de los fluidos, el deterioro de los pozos durante el período y los cambios en las condiciones de operación de las presiones y temperaturas. Esta

degradación del material da como resultado la pérdida de propiedades mecánicas como resistencia, ductilidad, resistencia al impacto, etc. Esto conduce a la pérdida de materiales, la reducción del espesor y, a veces, la falla final. Se llegará a un punto en el que el componente puede averiarse por completo y será necesario reemplazar el conjunto mientras se detiene la producción. Las graves consecuencias del proceso de corrosión se han convertido en un problema de importancia mundial” (Popoola, Grema, & Latinwo, 2013).

“La inestabilidad del STO, manifiesta altos déficits económicos para la empresa en estudio delimitando programas operativos, así como de mantenimiento, enfatizando esencialmente en las siguientes causas y efectos:

- **Corrosión** – El fenómeno genera presencia en el STO, bajo diversos escenarios como lo son la influencia de la mezcla de hidrocarburo a transportar, capacidad del sistema de protección catódica, potencial eléctrico de los metales, agentes oxidantes, Ph de suelos, entre otros, maximizado por la velocidad, la temperatura de transporte y la inasistencia de inhibidores en el sistema.
- **Integridad Mecánica** – Las afectaciones por corrosión, generan adelgazamientos en las paredes externas e internas del ducto, pérdida de espesores, así como agrietamientos, aumentando la fatiga de los materiales, los factores estimados de reparación del sistema, modificando constantemente el plan maestro de mantenimiento de la empresa.
- **Zonas de Afectación** – Los daños generados por la corrosión, manifiestan la necesidad de nuevas tecnologías en el STO, que identifiquen y analicen los patrones de comportamiento generativos del fenómeno, con la finalidad de detectar zonas vulnerables a tiempo.
- **Control y Monitoreo** - El sistema de control y monitoreo, presenta problemas de linealidad y variabilidad operativa, debido a la inexistencia de un control adaptativo capaz de adecuarse a las condiciones de trabajo actuales, mediante procedimientos de

reconfiguración en el sistema de ser necesario, aislando y diagnosticando fallas existentes, mediante herramientas virtuales.” (Cid, 2022).

De la problemática mostrada anteriormente, se presentan el siguiente cuestionamiento enfocado en la gestión integral del sistema de transporte por oleoducto (STO) y los impactos que tiene la corrosión en ellos: ¿Es posible crear un sistema inteligente basado en microscopia, metalografía y potenciales de suelos, que ayude a predecir el comportamiento de la corrosión en un sistema de transporte por oleoducto?

1.3. Objetivos

1.3.1.- Objetivo General

Desarrollar un Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión a través de microscopia, metalografía y potenciales de suelos, los cuales apoyen el proceso de toma de decisiones por medio de la modelación del sistema de transporte por ducto con deterioro mecánico y vandalizado en las regiones de Puebla y Veracruz.

1.3.2.- Objetivos Específicos

- Realizar una Revisión Literaria Sistemática referente a los temas de estudio como tipos de corrosión, tratamiento de imágenes, inteligencias artificiales, microscopia y metalografía (Review).
- Identificar mediante microscopia las fases evolutivas de la Corrosión (Dulce “CO₂”, Corrosión ácida “H₂S”, Corrosión con oxígeno “O₂”, Corrosión galvánica y Corrosión microbiana “MIC”), bajo condiciones geográficas adversas (Ph de suelos ácidos, alcalinos y salinos).
- Realizar un análisis microestructural de los productos (Petróleo, Combustibles y Gas propano), para identificar propiedades corrosivas.
- Realizar ensayos de caracterización mecánica y metalográfica para determinar puntos de propagación corrosiva en los aceros al carbón.
- Desarrollar un Sistema de Procesamiento de Imágenes capaz de identificar patrones evolutivos de corrosión en ambientes controlados y abiertos (Procesamiento de Imágenes).
- Identificar mediante Redes Neuronales Convolucionales secciones del sistema de transporte por ductos afectados por la propagación del fenómeno corrosión en los aceros al carbón.

1.4. Hipótesis

El desarrollo de un sistema inteligente para determinar comportamientos generacionales de corrosión mediante el uso de las técnicas de microscopia, metalografía y el uso de inteligencia artificial permitirán identificar los patrones de comportamiento de la corrosión en los sistemas de transporte por ductos (oleoductos), identificando las fases evolutivas de los tipos de corrosión, las propiedades microestructurales de los productos que son transportados por el sistema de transporte (Petróleo, Combustibles y Gas propano), todo esto para otorgar la información suficiente para la toma de decisiones para la creación de esquemas de trabajo que sean capaces de adaptarse a los problemas ocasionados por corrosión con el fin de minimizar los costos de mantenimiento y operación de la industria petrolera.

1.5. Justificación

“México ha apoyado su crecimiento económico en el uso de petróleo y gas producido como base de generación de energía primaria, pues tan sólo en 2013 esos combustibles contribuyeron con el 85.6% de la oferta interna bruta de energía. Ello en un contexto en el que Pemex ha mostrado un conjunto de problemas que le han originado la pérdida de competitividad, capacidades y habilidades para impulsar su crecimiento e impulsar acciones que pudiesen detonar en un mejor desempeño de la industria petrolera en su conjunto” ([Romo, 2015](#)).

“La importancia del petróleo desde el punto de vista de las perspectivas de desarrollo de la economía mexicana no es motivo de disputa. Más que reiterar una y otra vez su significación para la economía mexicana, me parece más relevante definir las maneras en que los recursos del petróleo pueden ayudar a configurar una estrategia económica de mediano y largo plazo y, también, a superar los problemas asociados a la utilización de los hidrocarburos como instrumento de desenvolvimiento económico y social” ([Bueno, 1981](#)).

“Pemex Logística es responsable de la planificación y transporte de mezclas de hidrocarburos mexicanas, de acuerdo con su programa operativo, cuyo objetivo es transportar 460.000 barriles por día, de los cuales la empresa solo transporta 75.000 barriles por día, lo que equivale al 16.3% del programa diario, generando altas pérdidas económicas aunado al exponencial incremento de los mantenimientos del sistema de transporte por oleoducto (STO), detonado por factores de vida útil, fatiga de los materiales y condiciones adversas de trabajo de tipo operativas y ambientales que potencializan la formación de la corrosión en el sistema minimizando así las utilidades finales de la empresa” ([Cid, 2022](#)).

Basándonos en todo lo anterior, podemos decir que la industria del petróleo juega un papel crucial tratándose de la economía mexicana lo cual convierte al crudo, sus derivados y su transporte en un punto a tratar y a tener en cuenta realmente importante, ya que al ser un pilar de la economía, un fallo en la logística, mantenimiento o cuidado de sus sistemas de transporte puede repercutir en gran medida al país, y al ser la corrosión un fenómeno que afecta en todos los aspectos a la industria petrolera, es importante tener medidas que ayuden a combatir este fenómeno ya que de lo contrario el daño producido por la corrosión a la

industria petrolera mexicana puede embocar a fuertes pérdidas de dinero ya sea por gastos de mantenimiento o incumplimiento de demanda diaria de crudo para el consumo del país como de sus clientes internacionales.

1.6. Conclusión

En México no existe como tal un sistema que utilice el tratamiento de imágenes como medida de prevención y/o apoyo de toma de decisiones contra el comportamiento del fenómeno de corrosión, es por eso por lo que este proyecto puede fungir como una alternativa para la prevención y/o planeación contra la corrosión en la industria petrolera mexicana.

Debido a que el tratamiento de imágenes nos permite el reconocimiento de patrones en tiempo real, transformando una imagen en matrices de valores lo que permite un reconocimiento de patrones estadístico. El tratamiento de imágenes segmenta un objeto presente en una imagen con el fin de separar las partes de interés del resto de la imagen, lo que permite un análisis más concreto a un área o parte en específica de lo que se planea analizar. Si una imagen no cuenta con las características necesarias para un análisis, el tratamiento de imágenes mediante la implementación de filtros puede ayudar a resolver este problema si es que la persona que se encargue del análisis no cuenta con los recursos de tomar más imágenes.

Las imágenes que se serán tomadas para este estudio serán recolectadas por medio de la microscopia. La microscopia permite observar de manera microscópica la composición de cualquier material y es gracias a eso que se puede observar y analizar de manera más precisa y detallada como está compuesto un material o en este caso, la composición de las imágenes que se tomarán con esta técnica. Para garantizar que las imágenes que se tomarán para él su estudio y análisis por medio de la microscopia sean las más adecuadas se utilizara la técnica de la metalografía, la cual consiste en acondicionar la muestra a analizar de tal forma que quede totalmente plana (ya que los sistemas ópticos de microscopio tienen muy poca profundidad de campo y con esto este problema se ve solventado) y pulida (se pule la muestra a analizar ya que de esta forma se observara la estructura del material y no las marcar del corte y/o otros procesos previos por los que paso el material para obtener su muestra). El proceso de la metalografía se puede clasificar en los siguientes pasos: Corte o empastillado de la probeta (de ser necesario), desbaste del material, pulido del material y ataque químico a la muestra a analizar (después de realizar cada etapa se debe limpiar la superficie con agua, acetona y secar con secador).

Gracias a que la técnica de metalografía nos permite dar un tratamiento a un material para que este cumpla con las características necesarias para un análisis, que la microscopia nos permita visualizar y analizar las características físicas de un material y el tratamiento de imágenes nos ayude a estudiar, clasificar y ver patrones de comportamientos de las imágenes tomadas por la microscopia, es que se utilizarán estas técnicas en conjunto como base en el sistema inteligente que servirá de apoyo para determinar el comportamiento degenerativo que puede llegar a tener los sistemas de transporte por ductos debido a la corrosión.

Capítulo 2: Antecedentes

2.1. Introducción

Conocimientos generales sobre los problemas que pueden presentarse en los Sistemas de Transporte por Tuberías (PTS) en el país de México son mencionados en “Intelligent decision support system to increase the operational reliability of the hydrocarbon pipeline transport system of a Mexican oil industry” ([Jonathan J. Cid-Galiota, Alberto A. Aguilar-Lasserrea, José Roberto Grande-Ramírez, Ulises Juárez- Martínez, Rubén Posada-Gómez y Luis A. Calderón-Palomares, 2022](#)) que es una revisión de la literatura donde a través de una Revisión Literaria Sistemática (SLR), profundiza el estado actual del arte de más de 245 obras las cuales fueron publicadas entre los años 1994 y 2018.

Entre las principales menciones que presenta esta investigación es como en la industria del petróleo y gas la importancia de tener un seguimiento y control de un Sistemas de Transporte por Tuberías (PTS) es indispensable debido a que este es el más eficiente y económico medio de transporte de hidrocarburos utilizado actualmente.

2.2. La Industria del petróleo y la corrosión

2.2.1.- El daño que representa la corrosión en las industrias del petróleo y gas

(Duque, Zolabet, 2007) “por medio de la Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia publicaron un artículo en el 2007 donde en Venezuela, la industria del petróleo utilizando un sistema de inyección de agua con el fin de la recuperación secundaria de crudo han tenido problemas de corrosión microbiana esto a bacteria reductoras de sulfato, las cuales son las causantes de la producción de H_2S (compuesto de la corrosión acida). Lo que presenta este artículo es una revisión de la sulfidogenesis y la corrosividad producida por los macroorganismos, haciendo énfasis en indagar la participación de distintos grupos anaeróbicos teniéndolos en consideración para efectos de realizar un mejor control de la corrosión bacteriana”.

Como en el artículo “Materiales y corrosión en la industria de gas natural” que un sistema de transporte por tuberías ubicado en exteriores es afectado por la corrosión en mayor media que en un ambiente cerrado: “La corrosión es un problema en el medio ambiente e industrias, en particular en la industria del petróleo/gas y los ambientes marinos y costeros. Esto ocurre debido a que las características físicas, químicas, biológicas, mecánicas, térmicas y corrosivas de estos fluidos afectan la resistencia a la corrosión de los elementos de la infraestructura industrial y civil” (So, Á., Valdéz, B., Schorr, M., Carrillo, M., Ramos, R., & Curiel, M., 2013).

(Terrado, Alonso, Rodríguez, & Morán, 2022) demuestran en su artículo la problemática en el entorno industrial enfocándose en las torres eólicas, “la corrosión es un problema persistente ya que estas torres se ven afectadas por este fenómeno, ocasionando el deterioro de las estructuras al mismo tiempo que acarrea este fenómeno importantes costos de mantenimiento ya que la corrosión es un proceso químico de degradación y oxidación cuya correcta gestión es un reto para cualquier persona”.

(Ricon, Gómez, Caraballo, & Álvarez, 2007) en su artículo, establecen que “En términos generales se ha estimado que el 40% de toda la corrosión interna de tuberías en la industria del gas puede ser atribuida a corrosión microbiológica (37, 64). Otras estimaciones

consideran que el daño producido por el sulfuro de hidrógeno proveniente de la actividad de las bacterias sulfato-reductoras (BSR) ocasiona gastos de alrededor de 4.000 a 6.000 millones de dólares anuales”, también mencionando que “En los Estados Unidos, las pérdidas por corrosión de tuberías de gas natural fueron estimadas en 1996 en cerca de 840 millones de dólares por año, y en 2001 se estimó que el costo anual de todas las formas de corrosión en la industria del gas y el petróleo fue de 13.400 millones de dólares, de los cuales la corrosión influida microbiológicamente representó cerca de 2.000 millones de dólares”.

En el artículo “Designing a computerized mathematical model corrosion costs” se establecen los tipos de corrosión más comunes presentados en las industrias venezolanas son las compuestas por ácido sulfúrico y fluorhídrico, “Se encontró que los efectos atmosféricos tienen la mayor incidencia en la ocurrencia de este fenómeno. Las sustancias químicas (ácido sulfúrico y fluorhídrico) y el agua salobre constituyen el segundo y tercer agente propiciador de la corrosión en las industrias.”, pero también establece que parte de la presencia de la corrosión no es solo por cuestiones ambientales, sino también por cuestiones de un mal uso de un plan de mantenimiento.

2.2.2.- Respuesta de las industrias ante la corrosión

(Materán, Rojas, Hernández, & Gutiérrez, 2015) “La aplicación de la tecnología de inspección basada en riesgo (IBR) representa un enfoque sistemático basado en las prácticas recomendadas API-RP-580, 581, 571 y otros estándares internacionales que tienen como objetivo mitigar el riesgo de los equipos estáticos de las plantas asociadas a la industria del petróleo y gas, mediante la optimización de las inspecciones, al establecer frecuencias y alcances con base en la valoración del comportamiento histórico, mecanismos de deterioro, factores de daño, características de diseño, condiciones de operación, mantenimiento, inspección y políticas gerenciales en conjunto con la calidad y efectividad de la inspección, así como las consecuencias asociadas a las potenciales fallas” . Como se puede leer en la cita anterior, varias industrias al sufrir el fenómeno de corrosión y otros fenómenos relacionados con el gaste de sus equipos, optan por usar técnicas de monitoreo, recolección e inspección de datos históricos, mantenimiento, entre otras técnicas, basando sus metodologías de trabajo en normas y estándares internacionales para combatir la degradación de sus equipos.

Así como hay industrias que prefieren manejar sus metodologías y procesos de trabajo para combatir sus problemáticas (en esta caso la corrosión) basándose en normas y estándares internacionales, hay otras industrias que prefieren realizar sus propias investigaciones para llegar a una conclusión que resuelva su problemática de forma más eficiente, como es el caso que se muestra en el artículo “CARACTERIZACIÓN DE ACEROS ALONIZADOS RESISTENTES A LA CORROSIÓN UTILIZADOS EN LA INDUSTRIA DEL PETRÓLEO” donde por medio de ensayos de destrucción en probetas y observaciones con microscopia óptica y electrónica de barrido, pudieron observar el comportamiento de la corrosión en sus equipos y en el ambiente en el que ellos se manejan para llegar a una propuesta que soluciona sus problemáticas con el fenómeno de corrosión.

“En el proceso de refinamiento del petróleo la deterioración por corrosión de las instalaciones metálicas es debido a la presencia de ácido sulfhídrico con gas nafténico, siendo más crítico el daño provocado por el hidrógeno. Una forma de protección contra estos medios corrosivos es la utilización de revestimiento de aluminio. Ese revestimiento representa protección pasiva y activa. Además, la presencia de una región ínter metálica de Fe/Al en la zona de ligación entre el aluminio y el acero, posible de ser obtenida por tratamiento térmico adicional, representa otra barrera protectora, muy importante contra la difusión del hidrógeno en el acero” (Cortés, Rodríguez, & Capra, 2004).

(Romero, M., Aponte, B., Arias, S., García, F., Rincón, O., & Larreal, O., 2005) “como respuesta decidieron determinar el costo real ocasionado por la corrosión en sus equipos, ya que el costo de corrosión va incluido en los costos de mantenimiento y era difícil decifrar cual era el costo real por daños de corrosión, para esto realizaron su propio modelo matematico donde establecian las variables que estan involucrados en los costos de mantenimiento e irlos aislando de tal manera que fuese posible obtener los costoos reales ocasionados por corrosión para depues de esto proporcionar información financiera de los costos porvocados por la corrosión a la gerencia y a los distintos departamentos asociados a la administración”.

2.3. Marco teórico

2.3.1.- La Industria Petrolera

“El aseguramiento de la autosuficiencia en hidrocarburos a largo plazo del país requerirá la adopción de tecnologías avanzadas y nuevas en el país, tales como la ingeniería *offshore*, las técnicas de recobro mejorado, la explotación de hidrocarburos no convencionales, y las técnicas de manejo ambiental de todos esos tipos de proyectos. Esos cambios tecnológicos presentan una oportunidad para desarrollar en el país una nueva industria petrolera avanzada y con proyección internacional que se aparte del modelo tradicional simplemente extractivo de las reservas de hidrocarburos y que se convierta en una industria basada en la generación de valor agregado y de conocimiento” (Marín, 2014). “El acceso directo al crudo por parte de una empresa petrolera constituye un factor de competitividad de primera importancia. Por esa razón, las nacionalizaciones de los activos de las compañías internacionales en los países productores en el correr de los años 70 dejaron en una situación difícil a muchas de esas grandes firmas. En respuesta a ello las compañías se volcaron a explorar en zonas no-OPEP (Mar del Norte, Colombia, Angola, Camerún, etc.) obteniendo éxitos variables según las localidades” (Pittaluga, 1999).

2.3.2.- La Industria Petrolera en México

“México es uno de los principales países con industria petrolera y países exportadores de petróleo. Cerca de un 40 % del petróleo producido se refina dentro del país. La industria de productos de petróleo satisface las necesidades interiores del país en más de un 85 %. Se desarrollan más dinámicamente el refinado de petróleo y la química petrolera. La capacidad de las refinerías es de 70 millones de toneladas por año, y la de las empresas petroquímicas, 15,5 millones de toneladas por año” (Chugunova, 2011).

“La importancia de destacar a la industria petrolera de las otras se debe a su relevancia para el desarrollo, dentro del cual se encuentran tanto la economía, como del territorio donde se ubica. Es decir, la importancia de la industria petrolera radica en:

- Servir como locomotora del desarrollo, tanto tecnológico como económico, además de propiciar el desarrollo de otras industrias.
- Desempeñar un papel relevante en el desarrollo de los territorios donde se ubica, al incentivar el crecimiento de otras ramas de la economía.
- Tener importancia tanto para la economía nacional como para las economías regionales y locales, tanto por su dinámica como por la creciente demanda de sus productos por parte de otros sectores y economías de otros países.” (Chávez, 2003)

“La proporción de petróleo refinado tuvo un aumento notable, de tal manera que en 1921 se refinó 38% de la producción total; para 1934 se alcanzó el porcentaje de 72.5, y en 1937 aumentó a 95.1%. Así, el país pasaba de ser un exportador de petróleo crudo a un productor de refinados, y un creciente porcentaje de estos refinados se destinaba al consumo interno. La demanda interna crecía y las compañías petroleras aprovechaban esa circunstancia para refinar el máximo posible. Cabe decir que un poco más de la tercera parte del consumo interno del petróleo se destinó a la misma industria petrolera, para su sistema de transporte, las calderas de sus refinerías, sus plantas de bombeo, sus campamentos y, en general, para cubrir sus servicios. El resto fue demandado para los ferrocarriles, los automóviles, las industrias y el consumo doméstico” (Uthoff, 2010).

En México “El Sistema de transporte por ducto es la herramienta principal de transporte del sector petrolero, por su gran capacidad de transporte y su bajo costo en la relación peso-distancia del producto a trasladar, contando con el más alto índice de confiabilidad para entregar un producto a tiempo ante embarcaciones, ferrocarriles, camiones o aviones” (Kotler & Armstrong, 2012).

2.3.3.- La Corrosión en la Industria Petrolera

“La corrosión es un fenómeno que afecta a todos los materiales metálicos (incluyendo metales puros, como aleaciones de estos) indistintamente, causado por la presencia de químicos o reacciones químicas, lo que produce un deterioro o incluso afecta la integridad física de objetos, piezas y estructuras” (López & Patricio, 2021).

“El proceso de corrosión microbiológica (biocorrosión) es un problema serio para la industria y en particular para la industria del petróleo. Dentro de la misma, la biocorrosión y el bioensuciamiento son los principales problemas originados por la actividad microbiana. Se considera que las bacterias reductoras de sulfato (BRS), son los microorganismos más destructivos. Se ha determinado que la etapa clave en el proceso de biocorrosión es la adhesión de los microorganismos a la superficie del metal. Esta etapa es mediada por proteínas de adhesión. El objetivo del trabajo es identificar las proteínas que intervienen en la adhesión de BRS a la superficie del interior de líneas de transporte de hidrocarburos y evaluar su daño por corrosión” (Pailla, García, López, & Mora, 2006).

2.3.3.1.- Identificación de tipos de corrosión en la industria del petróleo y gas

“La corrosión es un problema inevitable en las industrias de refinación de petróleo debido a las complicadas condiciones de trabajo, como alta temperatura, alta presión, flujo multifásico, valor de pH y concentraciones de iones” (Nasirpour et al., 2014). En la industria del gas y petróleo la corrosión es un fenómeno recurrente que suele perjudicar a los procesos de transporte, ya que esta se presenta de diversas formas en los PTS empleados en la industria. “La corrosión de materiales podría ser un desafío importante para mantener la integridad de los equipos dentro de la industria. Las instalaciones mecánicas móviles y estáticas, como tuberías, recipientes, tanques, compresores, turbinas, etc., están sujetas de forma intermitente a degradación y fallas debido a la corrosión” (Nagalakshmi & Sivasakthi, 2019).

Existen diferentes tipos de corrosión presentes en las industrias petroleras como la corrosión por CO_2 (Corrosión dulce), corrosión por H_2S (Corrosión ácida), Corrosión por O_2 (Corrosión por oxígeno), la corrosión galvánica y corrosión microbiológica, (una representación de cada corrosión se puede visualizar en la Ilustración 1), las cuales tienen diferentes repercusiones en las propiedades mecánicas de las industrias petroleras.



Ilustración 1 SC (Corrosión dulce), AC (Corrosión ácida), CO (Corrosión por oxígeno), GaC (corrosión galvánica) y MIC (corrosión microbológica) (Fuente: (Pérez 2013, Popoola et al. 2013)).

2.3.3.2.- Corrosión por CO_2

“Cuando CO_2 está seco en gas natural, no es corrosivo, sin embargo, cuando CO_2 se disuelve en agua ácido carbónico se forma H_2CO_3 y en esta forma es corrosiva para el acero al carbono. Esta dulce corrosión está muy extendida en las tuberías de gas natural”(Groysman, 2017). “El petróleo y el gas natural pueden transportar diversos productos con alta impureza que son inherentemente corrosivos. En el caso del petróleo y pozos y tuberías de gas, tales medios altamente corrosivos son el dióxido de carbono (CO_2)”(Popoola et al., 2013). “El proceso de corrosión del acero al carbono en un entorno de flujo multifásico de CO_2 . es principalmente el resultado de reacciones electroquímicas. La electroquímica es un método útil y generalizado para estimar las películas de productos de corrosión de CO_2 . Estos métodos pueden determinar la formación y parámetros cinéticos de las películas de productos de corrosión y también estimar la velocidad de corrosión durante todo el proceso de corrosión. Sin embargo, los experimentos electroquímicos en condiciones severas que contienen CO_2 ”(Gao et al., 2011).

2.2.3.3.- Corrosión por H_2S

“El H_2S puede causar corrosión general y por picaduras, y ataque de hidrógeno (debido a la corrosión ácida). Estos últimos pueden aparecer como grietas o ampollas. El H_2S puede emitirse a través de grietas al medio ambiente y provocar la muerte de personas y daños al medio ambiente”(Groysman, 2017). “Agrietamiento por tensión de sulfuro puede ocurrir cuando el H_2S está presente en el yacimiento y está en contacto con aceros de alta resistencia comúnmente se utiliza para perforar, completar y producir pozos. El agrietamiento por tensión de sulfuro es un fenómeno de fragilización en el que las fallas pueden ocurrir en tensiones muy por debajo del límite elástico del material”(Muthukumar, 2014).

2.3.3.4.- Corrosión por O_2

“El oxígeno es un oxidante fuerte y reacciona con el metal muy rápidamente. El oxígeno disuelto en los fluidos de perforación es una de las principales causas de corrosión de las tuberías de perforación. El ingreso de oxígeno se produce en los fluidos del pozo a través de sellos de bombas con fugas, revestimientos y respiraderos de proceso y escotillas abiertas. Como despolarizador y aceptor de electrones en reacciones catódicas, el oxígeno acelera la destrucción anódica del metal” (Popoola et al., 2013). “Si se tiene un campo que produce crudo, agua, CO_2 y/o H_2S la velocidad de corrosión depende de muchos factores incluyendo la concentración de CO_2 y/o H_2S en la fase gaseosa, la presión y temperatura del sistema, la presencia de sólidos, las propiedades de la escama producto de la corrosión, el comportamiento de la fase y la velocidad de flujo, el régimen de flujo de dos fases, el pH del medio, las características del material y las concentraciones de los varios iones inorgánicos en el agua de la formación.”(Peña Ballesteros & Fuentes, 2007).

2.3.3.5.- Corrosión Galvánica

“La corrosión galvánica se presenta cuando dos materiales disimilares están en contacto eléctricamente y expuestos a un medio acuoso, y ocurre en equipos y/o maquinaria que inevitablemente comparten metales de distinta naturaleza. Uno de los métodos de protección contra la corrosión aplicados en la industria en equipos e instalaciones, tales como

torres de enfriamientos, intercambiadores de calor, tuberías de acero al carbono, entre otros, es el uso de inhibidores de corrosión que son agregados al medio que promueve la oxidación del metal. Los inhibidores de corrosión representan una protección contra la corrosión económica y segura cuando son aplicados correctamente” (Carrillo Salgado, 2012). “Para las aleaciones de Magnesio, es importante desarrollar recubrimientos de protección eficaces contra la corrosión galvánica” (Liang et al., 2023). “Se utilizan diferentes métodos para proteger las tuberías de productos petrolíferos de la corrosión, uno de los cuales es la aplicación de un revestimiento protector a la superficie. Este es un procedimiento costoso; además, es imposible recubrir una tubería que ya esté corroída y llena de productos derivados del petróleo. Uno de los enfoques eficientes y rentables para mitigar este problema es la aplicación de inhibidores de corrosión. Por lo tanto, existe una necesidad urgente e inmediata de desarrollar un inhibidor de corrosión eficiente”(Muthukumar, 2014).

2.3.3.6.- Corrosión Microbiológica

La corrosión microbiológica “ocurre debido a la estructura del metal, cuando el contorno de los granos presentes en la microestructura del metal es más reactivo que el interior del metal y se produce corrosión entre los granos del material metálico. Este tipo de corrosión provoca corrosión bajo estrés de fracturamiento (CTF), provocando la pérdida de las propiedades mecánicas del material y, por tanto, provocando una fractura en el equipo”(Mesquita, 2018). “La corrosión influenciada microbiológicamente es responsable de la mayoría de los problemas de corrosión interna en oleoductos y tanques de almacenamiento de petróleo. Un área problemática en el tratamiento de tuberías de gas es la aparición de estratificación del agua en la tubería”(Muthukumar et al., 2003). “La corrosión influenciada microbiológicamente es responsable de la mayoría de los problemas de corrosión interna en oleoductos y tanques de almacenamiento de petróleo. Un área problemática en el tratamiento de tuberías de gas es la aparición de estratificación del agua en la tubería”(Muthukumar et al., 2003).

2.3.4- Inteligencias Artificiales

“La inteligencia artificial reconfigura entornos sociales, prácticas educativas y vidas humanas, y sus desarrollos movilizan voces defensoras y detractoras” (Barrios, Díaz, & Guerra, 2021). “IA es la capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano. Sin embargo, a diferencia de las personas, los dispositivos basados en IA no necesitan descansar y pueden” (Barrios, Díaz, & Guerra, 2021), “analizar grandes volúmenes de información a la vez. Asimismo, la proporción de errores es significativamente menor en las máquinas que realizan las mismas tareas que sus contrapartes humanas” (Rouhiainen, 2018).

“La Inteligencia Artificial es el estudio de la inteligencia como proceso. Este último término, proceso, no implica siempre obligatoriamente operaciones numéricas, sino que indica los procedimientos efectivos por medio de los cuales se pueden generar comportamientos inteligentes. Por ello, el objetivo principal de esta disciplina no son tanto los programas o el propio ordenador sino la conducta inteligente y, en particular, la conducta humana. El ordenador es una herramienta valiosa, por su capacidad, para representar cualquier sistema discreto de símbolos físicos” (Amador, 1996).

2.3.5- Tratamiento de Imágenes

“El procesamiento digital de imágenes se ha consolidado como un campo fascinante que forma parte de la vida diaria. En sus inicios, su uso estuvo restringido a campus de investigación básica de ciencias de la computación, matemáticas y astronomía, y a aplicaciones militares. Sin embargo, la que en ese momento era considerada como una actividad restringida, sofisticada, complicada y costosa, se ha convertido en una disciplina en sí misma, en buena parte gracias al avance tecnológico que permite disponer de hardware y software, cada día más potente y económico. Hoy es una herramienta indispensable en aplicaciones de control industrial, control automático de la calidad, robótica, sensórica, telecomunicaciones, medicina, geociencias, ciencias ambientales, etc.” (Erik, Zaldivar, & Perez, 2010).

“Una imagen es un caso particular de señal que puede ser digitalizada en forma de matriz. El procesamiento y el análisis de imágenes digitales nace en el momento en que se dispone de recursos tecnológicos para captar y manipular, en forma de matrices de valores, gran cantidad de información espacial. Muchas disciplinas entre las que se encuentran el reconocimiento de patrones en tiempo real, el tratamiento y transmisión de video en tiempo real y la visión por computadora, requieren un importante esfuerzo en la investigación de algoritmos paralelos aplicables en áreas tales como: robótica, industria manufacturera, ingeniería forestal y medicina. Esto motiva la investigación y el desarrollo en temas relacionados con software para tratamiento de señales, especialmente en problemas de tiempo real. Cuando el objetivo se centra en extraer y clasificar objetos que aparecen en la imagen se pueden utilizar varias técnicas de análisis, entre ellas las de reconocimiento estadístico de patrones y la utilización de reconocimiento adaptivo de patrones. Estas técnicas representan en muchos casos una solución apropiada a problemas complejos del mundo real, y su investigación y optimización es un tema actual en la Ciencia de la Computación” (Russo, y otros, 2007).

2.4. Estado del arte

El propósito de la revisión del estado del arte comprende en analizar la bibliografía con el fin de definir los alcances del estudio, definiéndolos de forma clara y concisa, identificando fallas, incertidumbres y perturbaciones en el funcionamiento de los PTS, mediante técnicas como metalografía, microscopia, tratamiento de imágenes e inteligencia artificial, para desarrollar un “Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión”, que ayude a la toma de decisiones y ejecutando propuestas en caso de existencias de fallas en el sistema generadas por el fenómeno de corrosión, teniendo la capacidad de reconocer diversos escenarios del comportamiento de la corrosión.

“Un PTS comprende diferentes materiales expuestos a diferentes ambientes y adversas condiciones de operación (flujo, temperatura y presión). Como consecuencia de diversas interacciones, la integridad de la infraestructura puede verse comprometida y provocar fallas” ([Papavinasam, 2013](#)). “La corrosión es el ataque destructivo de un material por reacción con su entorno y un peligro potencial natural asociado con las instalaciones de producción y transporte de petróleo y gas”([Popoola et al., 2013](#)). “El controlar la corrosión en las tuberías de producción es esencial para mantener la producción y prevenir la pérdida de control del pozo” ([Smith, 1999](#)).

“El costo anual total de la corrosión en la industria de producción de petróleo y gas se estima en 1.372 mil millones de dólares, desglosados en 589 millones de dólares en costos de tuberías de superficie e instalaciones, 463 millones de dólares anuales en gastos de tuberías de fondo de pozo y otros 320 millones de dólares en gastos de capital relacionados con corrosión, sin embargo su gestión eficaz contribuirá no sólo a la reducción de costos sino también al cumplimiento de las políticas de seguridad, salud y medio ambiente” ([Pérez, 2013](#)). “Los PTS son la principal herramienta de transporte del sector petrolero, debido a su bajo costo con relación peso-distancia del producto transportado, poseen un alto índice de confiabilidad de entregar el producto en tiempo y forma a los lugares donde es solicitado el producto, es un medio de transporte que puede ser utilizado marítimo, terrestre o aéreo según las necesidades geográficas de la empresa, que muchas veces se vuelve inestable bajo ciertas condiciones de trabajo tales como: variaciones operacionales de succión y descarga de un

producto, perturbaciones referentes a la integridad mecánica (IM) en el sistema debido a efectos de corrosión interna o externa” (Cid-Galiot et al., 2021). En la Tabla 1 se puede observar en la primera columna las diferentes formas que existen para transportar hidrocarburos, estas son ponderadas del 1 al 5, siendo el valor más alto un indicativo de la eficiencia o costo que requiere cada medio de transporte en los rubros que se pueden observar en los encabezados, teniendo en el total el medio de transporte más eficiente indicado con la ponderación más alta.

Tabla 1 Basada en la Ref. (Cid-Galiot et al., 2021) Orden de importancia de los medios de transporte.

	Velocidad (Tiempo de entrega)	Confiabilidad (Entrega a tiempo)	Capacidad (diversidad de productos)	Disponibilidad (Diversidad geográfica)	Costo (Ton- Milla)	Total
Ferrocarril	3	4	2	2	3	14
Barco	4	5	1	4	1	15
Camión	2	2	3	1	4	12
PTS	5	1	5	5	2	18
Avión	1	3	4	3	5	16

El alcance de esta revisión del estado del arte pretende mostrar la contribución del estado de conocimiento de procesos de monitoreo y control inteligentes de los PTS, analizando la modelación del fenómeno conocido como “corrosión” y su impacto en la integridad mecánica del sistema a partir de un enfoque integrador. Las preguntas de investigación (CR) se clasifican en la Tabla 2.

Tabla 2 Preguntas de investigación Fuente:(Elaboración propia)

ID	Preguntas de Investigación
RQ1	¿Qué tipos de corrosión tienen mayor impacto en los PTS?
RQ2	¿Cómo fueron empleados el análisis microscópico y el tratamiento de imágenes para analizar la corrosión en PTS?
RQ3	¿Cuál es el impacto del uso de inteligencia artificial al momento de diagnosticar el comportamiento de la corrosión en los PTS?

2.4.1.- Evaluación de calidad de los trabajos de estudio:

Los criterios de búsqueda se construyeron combinando el operador “y” y los términos clave: “Corrosión(C)”, "sistema de transporte de tuberías en la industria del petróleo y el gas (PTS)", “tratamiento de imágenes (IP)”, “análisis microscópico (AM)” e "inteligencia artificial (IA)”. En la búsqueda sistemática se incluyeron dos bases de datos de investigación, SCOPUS y Web of Science, con el fin de compilar artículos académicos y revisiones con las siguientes características: (i) con estado de publicado en revisión por pares en revistas desde 1987 hasta principios del 2024; (ii) en inglés y español; (iii) comprender los términos clave del título, resumen y palabras clave, actas de congresos, capítulos de libros, manuscritos inéditos y disertaciones no incluidas.

La aplicación de los criterios de búsqueda resultó en 1085 trabajos de investigación encontrados en Mendeley, SCOPUS y Web of Science. Después de definir la búsqueda por tipo (artículo, libro y revisión), se clasificaron respectivamente. Los criterios de búsqueda dieron como resultado la recuperación de 279. Una vez de haber eliminado los duplicados, las referencias se ordenaron alfabéticamente por orden del autor, con el fin de evitar sesgos por año de publicación y por “relevancia”. En consiguiente, los estudios se evalúan con las preguntas de evaluación de calidad (QAQ) en la Tabla 3.

Tabla 3 Preguntas de evaluación de calidad Fuente: (Elaboración propia).

Preguntas de Evaluación de Calidad	ID
¿Se mencionaron los factores que estructuran la corrosión en los PTS y su impacto que tienen en la integridad mecánica del material?	QAQ1
¿Al desarrollar el análisis microscópico o el tratamiento de imágenes para analizar los patrones de comportamiento corrosivos en PTS, fueron detallados sus procesos de muestreo, técnicas, herramientas o software empleado para llevar a cabo esta labor?	QAQ2
¿El uso de las técnicas de inteligencia artificial son explicadas de forma clara y como estas fueron de ayuda para determinar el comportamiento generacional de la corrosión en los PTS?	QAQ3

En la Ilustración 2 muestra un resumen gráfico de los temas de interés del trabajo, teniendo en consideración las RQ de la Tabla 2, los periodos donde fueron publicados cada trabajo analizado y la proporción de sistemas con relación a los PTS (Dyadic relationship) y sistemas de PTS en la industria de gas y petróleo (PTS in the gas and oil industry).

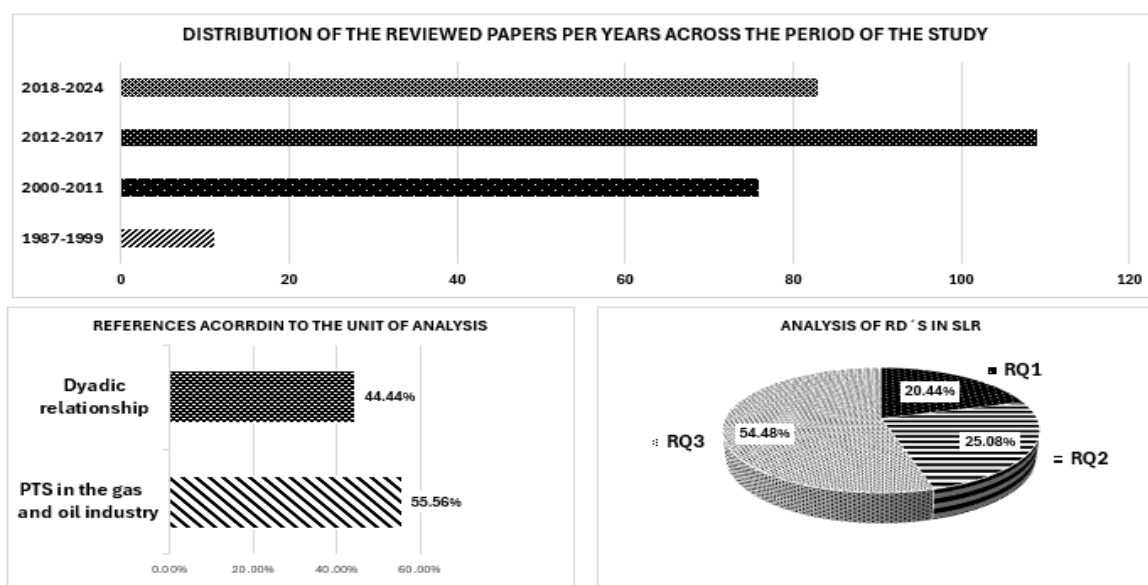


Ilustración 2 Análisis del trabajo de estudio en la revisión bibliográfica (RQ's). Fuente: (Elaboración propia).

2.4.2.- Análisis y Síntesis:

Para cada RQ, “el grupo de análisis llevó a cabo el procedimiento deductivo para la definición del esquema de categorías. El procedimiento deductivo ayudo a desarrollar categorías basadas en consideraciones teóricas” (Mayring 2015).

El RQ1, analizó: los tipos de corrosión más recurrentes que suelen afectar la integridad mecánica de los PTS los cuales son: corrosión ácida “H₂S”, corrosión con oxígeno “O₂”, corrosión dulce “CO₂”, corrosión microbiológica “MIC” y corrosión galvánica “GC”. “La corrosión se genera cuando el dióxido de carbono se disuelve en presencia de una fase acuosa, formando ácido carbónico, considerado corrosivo en el acero al carbono. Corrosión ácida, consideramos el contenido de ácidos orgánicos con estructuras de anillos saturados,

con uno o más grupos carboxílicos en los petróleos crudos. La corrosión relacionada con el oxígeno en entornos de producción de petróleo y gas suele ser mucho más agresiva que la corrosión causada por CO₂ o H₂S, a diferencia de la corrosión galvánica, que es un proceso electroquímico asociado con el movimiento de oxígeno. La corrosión microbiológica es generada por microorganismos planctónicos en lugar de biopelículas sésiles, en los aceros al carbono ([Cid-Galiot et al., 2021](#)).

El RQ2, analizó: el uso de tratamiento de imágenes como la escala de grises (GC), imágenes binarias o provenientes de ultrasonidos (BI) e imágenes con bordes o con detección de contornos (IED). “Una imagen en escala de grises se utiliza para marcar bordes o contornos lo que facilita la extracción de datos” ([Álvarez Katia et al. 2022](#)). “El área corroída se puede calcular mediante una imagen binaria estableciendo diferentes umbrales para que coincidan con el número de picaduras de corrosión identificadas mediante observación visual” ([Wang et al. 2023](#)), la detección de bordes y el aprendizaje profundo para los defectos mecánicos. “El procesamiento de imágenes implica generar una mejora del proceso, estos pasos pueden implicar operaciones primitivas como eliminar ruido, restaurar, mejorar el contraste, segmentación, detección de bordes o nitidez de la imagen” ([Xia et al. 2020](#)).

El RQ3 analizó: Los modelos desarrollados para analizar el comportamiento de la corrosión en los PTS soportados de herramientas inteligentes como son: las redes neuronales artificiales “ANN”, lógica difusa “FL”, red bayesiana “BN”, algoritmos genéticos “AG” y simulación Montecarlo “SMC”.

Generalmente, las redes neuronales están dirigidas a problemas de predicción o reconocimiento de patrones, para los cuales es difícil desarrollar un modelo analítico adecuado. “La red neuronal "Back Propagation" es utilizado para el desarrollo de correlaciones entre dos conjuntos conocidos de resultados y datos de entrada. Consta de tres capas de computación interconectadas, elementos llamados neuronas, Cada neurona se caracteriza por una función de transferencia sigmoidea, responsable de la interpretación no lineal (aprendizaje) de señales de entrada, escaladas entre 0 y 1. La correlación es logrado mediante un procedimiento de ajuste adaptativo (entrenamiento) de la red conductividades de conexión llamadas pesos” ([Nesić et al. 1997](#)). “Los métodos de lógica difusa se han utilizado ampliamente para el análisis y evaluación de índices de riesgo. El sistema de

inferencia difusa (FIS) se puede utilizar para resolver problemas relacionados con modelos matemáticos exactos” (Fayaz et al. 2019). “La estructura básica del tipo de sistema de inferencia difusa (FIS) es un modelo que asigna características de entrada a funciones de membresía de entrada, funciones de membresía de entrada a reglas, reglas a un conjunto de características de salida, características de salida a funciones de membresía de salida y función de membresía de salida a un resultado de un solo valor o a una decisión asociada con el resultado” (Kumar & Taheri 2007). “Las técnicas de simulación de actualización bayesiana se utilizan para cuantificar los parámetros del modelo de crecimiento de ley de potencia basándose en datos obtenidos de múltiples inspecciones realizadas en diferentes momentos” (Al-Amin & Zhou 2014). “El algoritmo genético es un método de optimización heurística en el que se emplean patrones de evolución genética” (Moinian et al. 2017). “La simulación Monte Carlo es una alternativa ampliamente aplicada a los métodos analíticos para determinar parámetros de la distribución de salida en función de los valores generados aleatoriamente a partir de distribuciones de entrada conocidas” (Shabarchin & Tesfamariam 2016).

2.4.3.- Discusión y conclusiones de la Revisión bibliográfica:

Este trabajo analizó 1085 documentos de los cuales se detectaron 270 duplicados y 536 trabajos que no cumplieron con las preguntas de calidad, lo que dejó un total de 279 trabajos que sirvieron para el desarrollo de este trabajo, dando como resultado la Tabla 4, donde se ponderan sus relevancias al tema de investigación.

Los documentos 1 al 5 de la Tabla 4, representan los trabajos más representativos de la revisión literaria referente a tipos de corrosión que afectan a los PTS, sus impactos y las medidas de control a considerar para su mitigación. Del 6 al 10 se destacan los trabajos con aplicaciones de IA, según el modelo de corrosión y su eficiencia para controlar, monitorear, así como de predecir comportamientos operativos u financieros. Del 11 al 15 se resalta la importancia de los tipos de tratamientos de imágenes empleados actualmente para inspeccionar, analizar, ajustar y estimar los comportamientos generativos de la corrosión en ambientes internos o externos de la tubería. Del 16 al 20, se identificaron las técnicas,

métodos y tratamientos microscópicos más utilizados para el análisis microestructural en la deformación del grano por efectos de erosión, fluencia y temperatura en ductos.

Los trabajos seleccionados establecen una base al conocimiento sustentado a través de una revisión literaria sistemática a profundidad que determina parámetros y limitantes dentro de un proyecto de investigación integral propuesto por los autores, generando una visión de campo multidisciplinaria amplificada para el auditorio.

Tabla 4 Ponderación de las obras analizadas Fuente: (Elaboración propia).

C issue	Tipe	SC	AC	CO	MIC	GC	ANN	FL	BN	AG	SMC	GC	BI	IED	CHR	ME	SP	No.	Author
1.-Corrosion in the Oil Industry	R	•	•	•	•	•												5	(Brondel et al., 1994)
2.-Corrosion problems during oil and gas production and its mitigation	R	•	•	•	•	•												5	(Popoola et al., 2013)
3.-Corrosion Control in the Oil and Gas Industry	B	•	•	•	•	•												5	(Papavinasam, 2013)
4.- Emergence of nanotechnology in the oil and gas industry: Emphasis on the application of silica nanoparticles	A	•	•	•	•	•				•							•	7	(Fakoya & Shah, 2017)
5.- Essentials of Coating, Painting, and Lining for the Oil, Gas and Petrochemical Industries	B	•	•	•	•	•											•	6	(Bahadori, 2015)
6.- Neuro-fuzzy approaches for pipeline condition assessment	A	•					•	•	•			•	•					6	(Kumar & Taheri, 2007)
7.- Assessing and optimization of pipeline system performance using intelligent systems	A	•					•	•	•									4	(MohamadiBaghmolaei et al., 2014)
8.-Internal corrosion hazard assessment of oil & gas pipelines using Bayesian belief network model	A	•		•	•				•		•							5	(Shabarchin & Tesfamariam, 2016)
9.- Use of Fuzzy Logic for Predicting Two Phase Inflow Performance Relationship of Horizontal Oil Wells	R						•	•	•									3	(Ebrahimi & Sajedian, 2010)
10.- Artificial intelligent approaches in petroleum geosciences	A						•	•	•			•	•					5	(Cranganu et al., 2015)
11.- Computer Vision and Image Processing Approaches for Corrosion Detection	R	•	•	•	•	•	•		•			•	•	•		•	•	12	(Ali et al., 2023)
12.- Development of facile image processing techniques regarding crevice corrosion of U75V high-speed rail steel	A	•		•								•	•	•				5	(Wang et al., 2023)
13.- An algorithm to detect and identify defects of industrial pipes using image processing	A											•	•	•				3	(Alam et al., 2014)
14.- Pipe Thread Parameter Detection System Based on Machine Vision	A											•	•	•				3	(Li et al., 2022)
15.- Review-material degradation assessed by digital image processing: Fundamentals, progresses, and challenges	R	•	•	•	•	•	•					•	•	•			•	10	(Xia et al., 2020)
16.- Case Study: Prehistoric Art, in Raman Spectroscopy in Archaeology and Art History	R	•	•	•	•	•											•	6	(Edwards, 2005)
17.- Understanding the corrosion inhibitor partitioning in oil and gas pipelines	A	•	•	•	•	•									•		•	7	(Achour et al., 2008)
18.- Failure analysis of one peculiar 'Yin-Yang' corrosion morphology on heat exchanger tubes in purified terephthalic acid (PTA) dryer	A	•	•	•		•									•		•	6	(Gong et al., 2013)
19.- Mechanism of corrosion protection in chloride solution by an apple-based green inhibitor: experimental and theoretical studies	A	•	•	•	•	•									•		•	7	(Honarvar Nazari et al., 2020)
20.- Effect of Sulfur Content in the Crude Oil to the Corrosion Behaviour of Internal Surface of API 5L X65 Petroleum Pipeline Steel	A	•	•	•	•	•						•					•	7	(Azam & Safie, 2021)
INTELLIGENT SYSTEMS TO SUPPORT DETERMINING GENERATIONAL CORROSION BEHAVIORS BASED ON METALLOGRAPHIC AND MICROSCOPY ANALYSIS – LITERATURE REVIEW	R	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	16	(Review presented)

La Ilustración 3 muestra el comportamiento de los temas de interés abordados con respecto al tiempo, en donde el procesamiento de imágenes mantiene una tendencia ascendente por su versatilidad y rápido avance tecnológico, sin embargo, en 2014 los temas de microscopia, IA y corrosión comenzaron a enlazar beneficios de estudio manteniendo una tendencia positiva conjunta entre aplicaciones de IA y la modelación corrosiva en PTS.

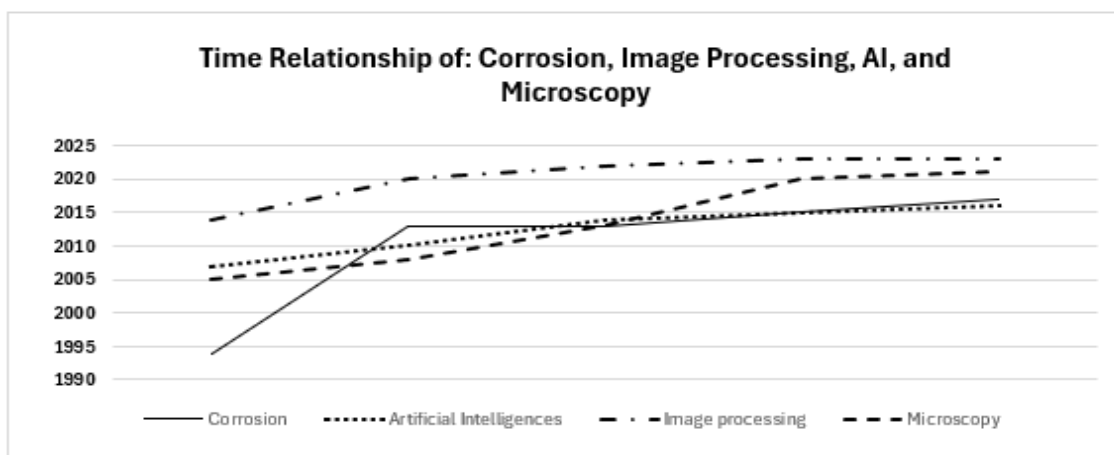


Ilustración 3 Relación temporal de: corrosión, procesamiento de imágenes, IA y microscopia
Fuente: (Elaboración propia).

Las preguntas para asegurar la calidad literaria de la investigación permitieron filtrar e identificar los trabajos más significativos evitando abordar temas superficiales, derivado a la depuración realizada fue posible abordar, entender y discutir temas de relevancia como técnicas, herramientas, metodologías para analizar y modelar el comportamiento de la corrosión en los PTS. “La corrosión es un fenómeno estocástico y probabilístico requiere conceptos interdisciplinarios que incorporen ciencia de superficies, metalurgia/ciencia de materiales, electroquímica, termodinámica y cinética, mecánica, hidrodinámica y química” (Popoola et al. 2013).

“El sustento bibliográfico analizado nos permitió ver la relevancia de la IA para modelar comportamientos corrosivos en ductos, en donde las técnicas convencionales de monitoreo a menudo no logran brindar soluciones precisas y efectivas” (Hussein Khalaf et al. 2024). El uso de tratamiento de imágenes con microscopia genera una diferencia significativa en el tratamiento e interpretación de los datos para determinar procesos binarios, escalares, granulares, así como de mallado para estimar impactos corrosivos en el sistema.

“La implementación de todas estas técnicas puede conllevar a encontrar la metodología ideal para combatir la corrosión, sin embargo, es imposible obtener toda la información necesaria a partir de una única técnica, como resultado, se sugiere utilizar múltiples enfoques o técnicas al probar las diferentes condiciones o parámetros ambientales para la detección, evaluación y predicción de la corrosión”(Ali et al. 2023).

2.5. Conclusión

La industria del gas y petróleo no es ajena al enfrentar el fenómeno de la corrosión, es una lucha intensa que conlleva a muchas pérdidas por los daños que provoca este fenómeno a su sistema de transporte por ductos (PTS), “El costo anual total de la corrosión en la industria de producción de petróleo y gas se estima en 1.372 mil millones de dólares, desglosados en 589 millones de dólares en costos de tuberías de superficie e instalaciones, 463 millones de dólares anuales en gastos de tuberías de fondo de pozo y otros 320 millones de dólares en gastos de capital relacionados con corrosión”.

“Es ampliamente reconocido dentro de la industria del petróleo y el gas que la gestión eficaz de la corrosión contribuirá no sólo a la reducción de costos sino también al cumplimiento de las políticas de seguridad, salud y medio ambiente”(Pérez, 2013), de ahí la importancia de generar un sistema que pueda determinar el comportamiento generacional de corrosión utilizando técnicas como microscopia, metalografía y tratamiento de imágenes, con el fin de modelar un sistema el cual apoye al proceso de toma de decisiones en el transporte por ductos con deterioro mecánico y vandalización en las regiones de Puebla y Veracruz.

Capítulo 3: Metodología

3.1. Introducción

Como inicio del proyecto se propone la primera etapa la cual consiste en un muestreo, extracción y revisión de los sistemas de transporte por ducto (PTS o STD), una vez realizado este proceso se procederá a la verificación de los datos obtenidos mediante pruebas de dureza no destructivas y espectroscopia de gases, los cuales si cumple con las características esperadas se procederá al inicio de la segunda etapa, de lo contrario, se procederá a muestrear, extraer y revisar los PTS nuevamente hasta obtener una muestra que cumpla con los requisitos esperados para la siguiente etapa.

La segunda etapa consiste en la elaboración de un “Sistema Inteligente para determinar comportamientos de Corrosión a través de Microscopia y Metalografía” (SICMM), el cual consiste en el análisis metalográfico y de microscopía en las muestras extraídas para proceder con el procesamiento de imágenes. El procesamiento de imágenes nos ayudara a la identificación de las variables de impacto que tiene la corrosión en los sistemas de transporte por ducto. Al conocer cuáles son las variables que poseen una mayor influencia para el programa se procede con la codificación y una vez elaborado este sistema se procederá a la evaluación de este, el cual si no cumple con los objetivos establecidos se procederá a empezar nuevamente desde el procesamiento de imágenes, pero de ser aceptado, se procederá al diseño de experimentos en simulación Montecarlo y finalmente se mostrarán los resultados de las investigaciones realizadas. Toda esta serie de pasos se puede observar en la Ilustración 4, la cual es una estructura de la metodología la cual explica mediante imágenes los procesos que se planean seguir para la elaboración de este proyecto.

3.2. Generalidades de la Metodología.

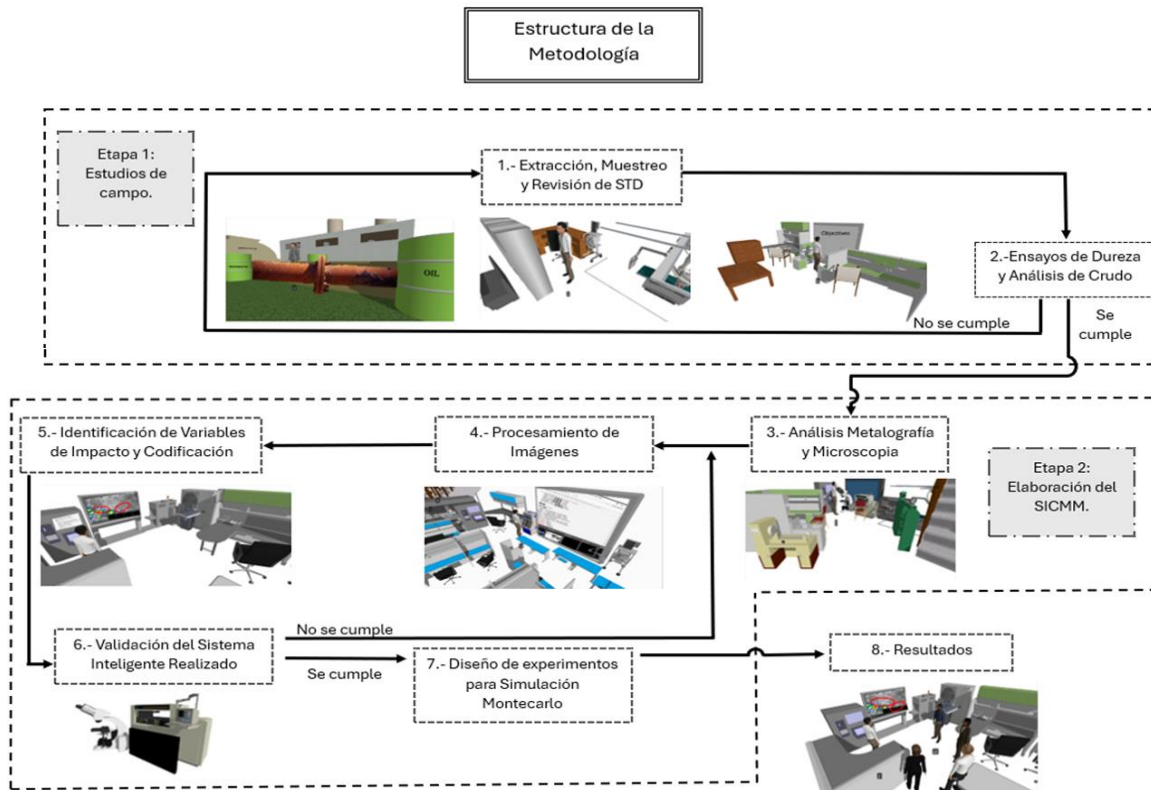


Ilustración 4 Diseño metodológico para la investigación. Fuente: (Elaboración propia).

Paso 1 – Extracción, muestreo y revisión de STD: Se especifica el lugar de extracción de y tipo de material del STD, las técnicas metalográficas de corte empleadas para la obtención de cada muestra utilizada en los estudios de campo, así como el proceso de encapsulamiento y tratamiento de lijado empleado en las muestras, con el fin de que se cumplan las condiciones para ser empleadas en sus posteriores ensayos de dureza.

Paso 2 – Ensayos de dureza y análisis de crudo: Se emplean pruebas de dureza Vicker's y Rockwell, con el propósito de corroborar que los materiales analizados y que serán empleados para los análisis de metalografía y microscopia estén afectados por el fenómeno de corrosión. En este paso también se empleará el uso de cromatografía de gases para el análisis del crudo, es decir, los hidrocarburos que son transportados por los STD, con el propósito de comprobar que el crudo es una de las causas de la corrosión del material empleado para este trabajo. Si las muestras no pasan estos dos análisis, se procederán a extraer nuevos elementos hasta que dichas muestras cumplan con estos rasgos.

Paso 3 – Análisis metalográfico y microscopia: En este apartado se explica el procesamiento de ataque químico, (el cual corresponde a un proceso metalográfico para análisis de microscopia) utilizado en cada muestra para su posterior análisis en equipos de microscopia con el fin de capturar imágenes que serán empleadas como una base de datos para el procesamiento de imágenes.

Paso 4 – Procesamiento de imágenes: En base a las imágenes obtenidas, con apoyo de Inteligencia Artificial se tratarán de tal forma que sirva para el estudio que se quiere llevar a cabo mediante los siguientes pasos:

- Transformar las imágenes en una matriz de valores: En este paso al colocar la imagen en el programa a utilizar se descompondrá la imagen en una matriz de valores, los cuales cada valor representara una escala entre de grises donde el valor 0 representara al color negro y el valor 255 (el cual es el valor más alto), que representará al color blanco.
- Segmentación de la imagen: En esta parte se segmentará la imagen analizada para trabajar en ella por secciones para que el sistema le sea más fácil clasificar las partes de la imagen según el valor obtenido en el paso anterior.
- Identificar áreas de interés para el análisis: Una vez segmentada la imagen, se identificarán que partes de ella son de interés para el trabajo de investigación y se procederán a analizar aquellas áreas que previamente se identificó su utilidad para el estudio.
- Identificación de los patrones de comportamiento: Ya realizado los pasos anteriores con todas las imágenes, se realizará un estudio que ayude a identificar el patrón de comportamiento que tuvo la corrosión en ellas.

Paso 5 – Identificación de variables de impacto y codificación: En este punto se identificaron las variables más significativas para el trabajo presentes en las muestras analizadas, las cuales son la Ferrita y la Austenita. La Ferrita es importante debido a que es un indicio de perdida de dureza en el material, lo que es un indicativo del daño que está provocando la presencia de corrosión en el material y la Austenita representa las partes del material que no han sido afectadas por el fenómeno de corrosión. Debido a lo anterior, la Ferrita y la Austenita son variables de gran peso ya que son indicativos de las partes que han

sido afectadas o no, por el fenómeno de corrosión. En esta parte del trabajo también se muestra el desarrollo de la codificación creada para el sistema SIAD.

Paso 6 – Validación del sistema inteligente realizado: Mediante una matriz de confusión se valida la eficiencia del sistema inteligente realizado, dando un índice en porcentual de la eficiencia de los análisis realizados por el sistema.

Paso 7 – Diseño de experimentos para simulación Montecarlo: Se explica las características que influyeron en el diseño de experimentos para un análisis económico empleando el software de Simulación Montecarlo.

Paso 8 – Resultados: Se muestran todos los resultados de como el trabajo realizado ayuda y/o aporta al conocimiento científico, al desarrollo social y tecnológico del sector industrial enfocado en petróleos.

3.3. Desarrollo de la Metodología

3.3.1.- Etapa 1 (Estudios de Campo)

3.3.1.1.- Muestreo, Extracción y revisión de STD:

“La metalografía de aceros inoxidables es una parte importante del control de calidad general del proceso de producción. Las principales pruebas metalográficas son la medición del tamaño de grano, la identificación de ferrita delta y fase sigma y la evaluación y distribución de carburos. Además, la metalografía se utiliza en el análisis de fallas que investiga los mecanismos de corrosión/oxidación”(Weidmann et al., 2016). En la Ilustración 5 se puede observar la metodología empleada para llevar a cabo los procesos metalográficos de la investigación realizada.

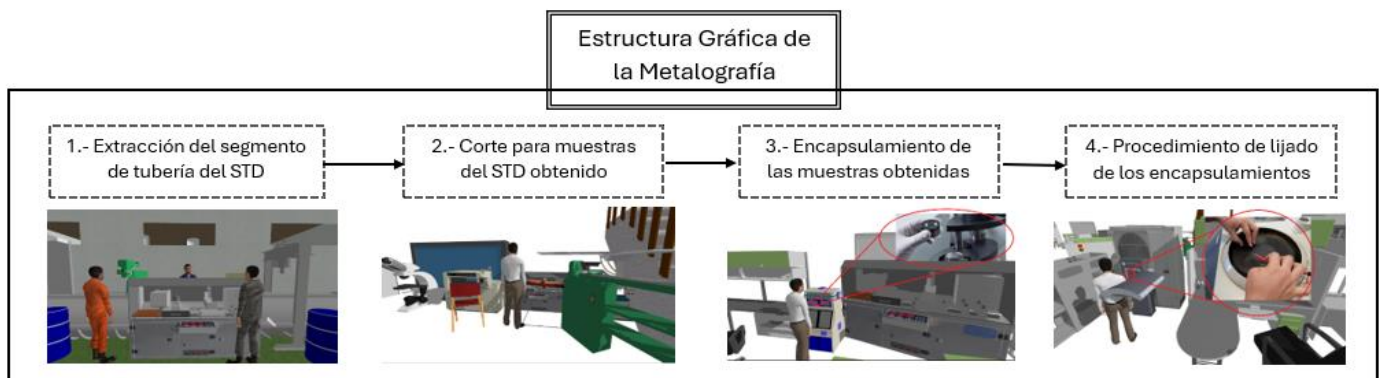


Ilustración 5 Procedimiento metalográfico utilizado Fuente:(Elaboración propia).

3.3.1.1.1.- Extracción del segmento de tubería del STD

Se extrajo un segmento de tubería utilizada en los STD extraída del municipio de Esperanza, Puebla en México, después de atender una emergencia por derrame de hidrocarburo en junio del 2019. El segmento obtenido posee unas medidas de 14 mm de grosor, 49 cm de largo y una altura de 12.8 cm, con una caracterización específica de las condiciones de la muestra con un acero API L X65. Tras un proceso de limpieza del oleoducto se precedió a seleccionar la muestra que será utilizada para el estudio. En la muestra se observan diversas grietas y abolladuras a lo largo de su longitud, lo cual demuestra estar

totalmente corroída y con residuos de un recubrimiento, empleado para sustratos sometidos a la humedad extrema y ambientes corrosivos.

3.3.1.1.2.- Corte para muestras del STD obtenido

Después de examinar la muestra, se analizó y se eligieron las áreas para el corte de las sondas que se utilizan en el análisis metalográfico, respetando dimensiones y tamaños estandarizados. Del segmento de tubería extraída se obtuvieron tres muestras empleando equipo de corte, diseñado en procesos metalográficos el cual se puede observar en la Ilustración 6. El equipo empleado es una Struers, el cual está compuesto por una prensa, un disco de corte y una palanca que es la que baja el mecanismo para proceder a realizar el corte. El disco de corte utilizado es de un grado de 40^a25, el cual tiene una velocidad de corte de 3820 rpm – 50 m/s. La razón por la que se utiliza este equipo para realizar los cortes de la muestra, es debido a que el tipo de disco de corte y la velocidad empleada para el giro que permite la obtención de las muestras, no deforma ni cambia las propiedades físicas del material por un sobrecalentamiento al momento del corte, de utilizarse equipo no especializado o enfocado a procesos metalográficos puede alterar las propiedades del material utilizado ya que al emplear más velocidad de giro de corte puede producir un sobrecalentamiento del material que se verían reflejadas en los análisis microscópicos, teniendo como resultado imágenes que no reflejen el daño causado al material por el fenómeno de la corrosión. En la Ilustración 6 se puede observar cómo fue el proceso de corte por el equipo diseñado para trabajos metalográficos.



Ilustración 6 A) Segmento STD obtenido, B) Corte del STD para muestreo, C) Muestras obtenidas del corte Fuente: (Elaboración propia).

La primera muestra obtenida tiene unas dimensiones de 24 milímetros de largo por 22 milímetros de alto y 14 milímetros de ancho. La segunda posee 26 milímetros de largo por 24 milímetros de alto y 14 milímetros de ancho. Y la última muestra sus dimensiones son de 25 milímetros de largo por 23 milímetros de alto y 14 milímetros de ancho. Para medir cada muestra se utilizó un vernier o pie de rey y estas muestras se pueden observar en la Ilustración 7.



Ilustración 7 A) Medición de las muestras obtenidas, B) Medición del grosor del STD obtenido Fuente: (Elaboración propia).

3.3.1.1.3.- Encapsulamiento de las muestras obtenidas

Al terminar de obtener las tres muestras del STD, se procedió con el procedimiento de encapsulado de cada una de ellas. Para esto se utilizó un equipo de encapsulamiento “Struers”, el cual, utilizando resina fenólica de montaje en caliente, color negro, para uso general, termo endurecible. En conjunto a cada una de las muestras, se procedió a introducir la pieza en el equipo, se procedió a introducir la resina fenólica y se empezó con el proceso de encapsulamiento. Una vez colocado los materiales en el equipo se procedió con la configuración para el proceso de encapsulamiento. La muestra se colocó en el interior del émbolo de la prensa hidráulica, con 40 ml de baquelita a una temperatura de 190 o c, bajo una presión de 23 Kilo Nétwtones (KN), durante 9 minutos. Este primer proceso fundirá la resina la cual recubrirá parcialmente al material que se desea realizar el proceso de lijado (en

este caso las muestras de STD), dejando la parte que se desea trabajar en la superficie. La siguiente configuración del equipo es para solidificar la resina en el material el cual tiene una configuración de una temperatura “Alta” (el equipo interpreta “Alta” con valores de temperatura de menores a 0°C lo cual permite solidificar al material y sea posible trabajar con las muestras en procesos metalográficos), durante un tiempo de 4.5 minutos, siendo un procedimiento de 9 minutos en total. En la Ilustración 8 se muestra este procedimiento.

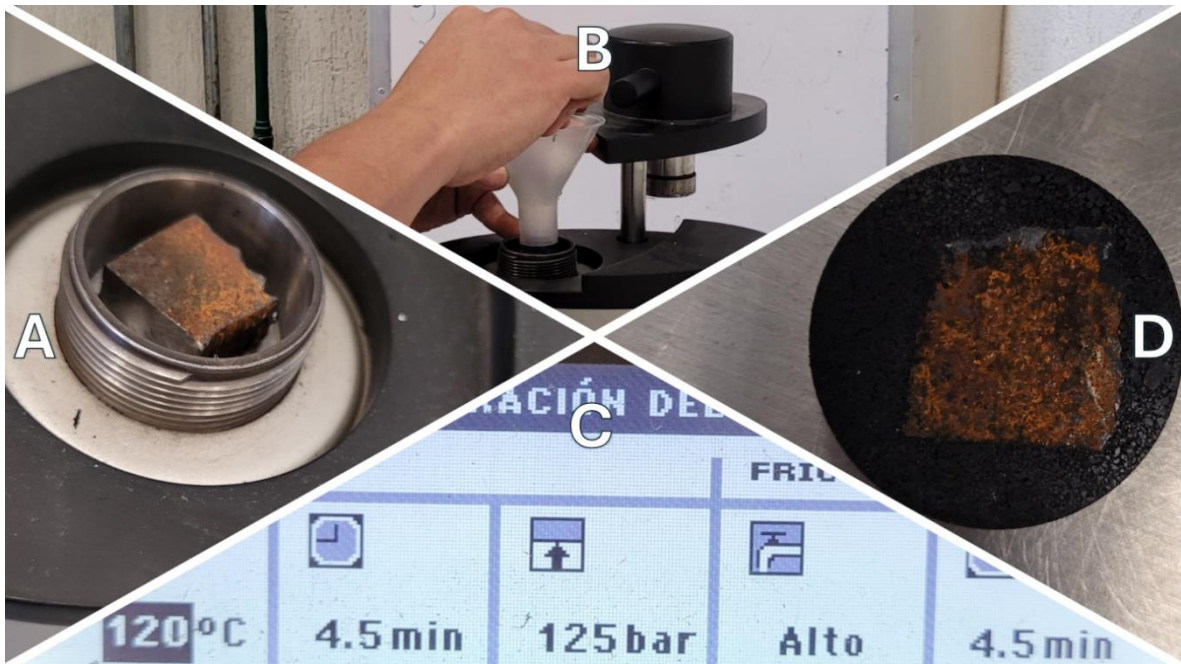


Ilustración 8 A) Muestra colocada, B) Proceso de colocación de la Resina, C) Configuración del equipo, D) Encapsulamiento obtenido Fuente: (Elaboración propia)

3.3.1.1.4- Procedimiento de lijado de los encapsulamientos

Para un buen análisis microscópico, la muestra debe poseer una superficie lo mayor parecido a un acabado espejo, ya que esto permite que tanto haya dañado la corrosión a las propiedades mecánicas del material. Para obtener este tipo de acabado espejo en una muestra a analizar es utilizado una técnica de lijado ya que el propósito de esta técnica es el proceso abrasivo.

En este tipo de procesos metalográficos de lijado, el material abrasivo granular de las lijas es a base de elementos sintéticos como carburo de silicio, óxido de aluminio, circonio y materiales cerámicos. El material granuloso que se adhiere que posee las lijas es el elemento abrasivo que hace el trabajo de lijado. Según el trabajo metalográfico de análisis a utilizar, se puede requerir una mayor o menor dureza de dicho material. Cabe mencionar que el tamaño de grano de una lija es denominado por el número de grano. Cuanto menor sea el valor inscrito en la parte trasera de la lija, mayor es el tamaño de grano.

El lijado fue empleado una maquina Struers_LaBoPol-5, la cual es equipo especializado en procesos metalográficos de lijado, el cual consiste en un plato donde se coloca la lija a emplear y una manguera de agua con el propósito que, al momento del trabajo, aplique agua al proceso de lijado. La forma en la que funciona el proceso de lijado consiste en seleccionar el tipo de lija para el proceso, este se coloca en el plato que posee el equipo y por medio de la manguera, se aplica 300 ml de agua destilada para que la lija se adhiere al plato, esto mientras el equipo hace girar el plato a una 300 RPM.

Se procedió a lijar y pulir tres muestras para lo cual se emplearon 12 diferentes tipos de grado de lijas las cuales van desde un grado 50 hasta un grado de 1000 con el fin de obtener una superficie tipo acabado espejo para que el equipo de microscopia pueda analizar correctamente la degradación mecánica del material por el fenómeno de corrosión.

- Lijado grado 50-80: Como primer proceso de lijado se emplearon dos lijas, una de grado 50 y de grado 80 debido a que estas dos lijas son empleados para el uso de lijado pesado, remoción y desbaste de superficies, lo cual permite obtener una superficie plana fuera de irregularidades superficiales. Cabe mencionar que se lijo el material con cada lija por un tiempo de 1 minuto con cada una.
- Lijado 100-220: Se emplearon 5 lijas que van desde el grado 100 hasta el grado 220 debido a que este tipo de lijado tiene como propósito el alisamiento de superficies. Con el proceso anterior se elimina las irregularidades de la superficie y con este se obtiene una superficie plana. El proceso de lijado de cada lija fue de 45 segundos con cada tipo de grado de lija.
- Lijado 320-600: En este parte del proceso se utilizaron 3 tipos de grado de lija, (320, 400 y 600). El propósito de lijar el material con estos grados de lija es el de obtener

un lijado entre capas, lo cual permite obtener una superficie mucho más lisa y fina. El material fue lijado por 45 segundos con cada tipo de lija.

- Lijado 800-1000: Por último, se emplearon dos lijas con grado 800 y con grado mil con la finalidad de quitar asperezas y acabado de precisión, obteniendo como resultado una superficie tipo acabado espejo lo cual es el resultado que se desea para el análisis con microscopia. Con cada tipo de grado de lija se utilizó un tiempo de lijado de un minuto.

Cabe mencionar que el proceso anteriormente descrito fue empleado con los diferentes tipos de muestra, que las lijas fueron empleadas en un orden ascendente (empezando con la lija de grado 50 y acabando con la lija de grado 1000), y que el tiempo de lijado empleado con cada tipo de lija fue en base a la experimentación y al conocimiento de expertos involucrados en el trabajo. En la Ilustración 9 se muestra el equipo y parte del proceso de lijado empleado en este trabajo.

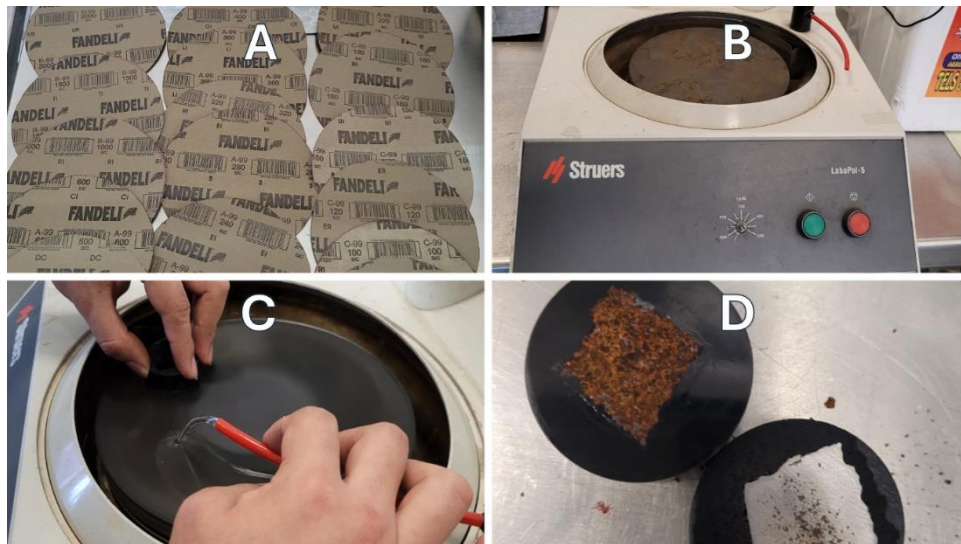


Ilustración 9 A) Tipo de lijas empleadas, B) Máquina empleada para el proceso de lijado, C) Lijado de muestras, D) Muestras en proceso de acabado espejo. Fuente: (Elaboración propia).

3.3.1.2.- Verificación de los datos obtenidos

En este punto de la investigación es importante verificar que las muestras analizadas cumplan con ciertos criterios para los análisis futuros realizados. Una característica importante que debían tener las muestras analizadas es demostrar una pérdida en su composición mecánica, en este caso, una pérdida en su dureza ya que al presentar este defecto significa que el fenómeno de la corrosión realmente afectó al material y debido a que uno de los propósitos de este trabajo es el comportamiento de la corrosión en las características mecánicas de los PTS, este punto fue importante de abordar. Para comprobar que un material ha perdido sus propiedades mecánicas de dureza se realizan las pruebas de dureza Rockwell y Vicker's ya que este método ayuda a conocer el estado actual del material a analizar.

3.3.1.2.1.- Caracterización mecánica - Ensayos de dureza método Rockwell y Vicker's

Con el acero API 5L X65 empleado en los estudios metalográficos, se desarrollaron mediciones de dureza Vicker's y Rockwell, cumpliendo las normas ASTM E-92 para las pruebas Vicker's, y las normas ASTM E-18 para los ensayos Rockwell. La dureza es una condición que posee un material en la superficie que tiene relación con las propiedades elásticas y plásticas del material. La ASTM E-140 define las tablas de conversión de dureza estandarizadas a emplear en los ensayos (Vicker's y Rockwell). Para este proceso se emplea un indentador esfera de un 1/16", de uso exclusivo para aceros recocidos y normalizados el cual se puede observar en la Ilustración 10 en el inciso D. Los ensayos realizados tienen la finalidad de determinar la dureza de los materiales analizados, el cual al ser un acero API 5L X65 posee valores de dureza superiores a 500HB.

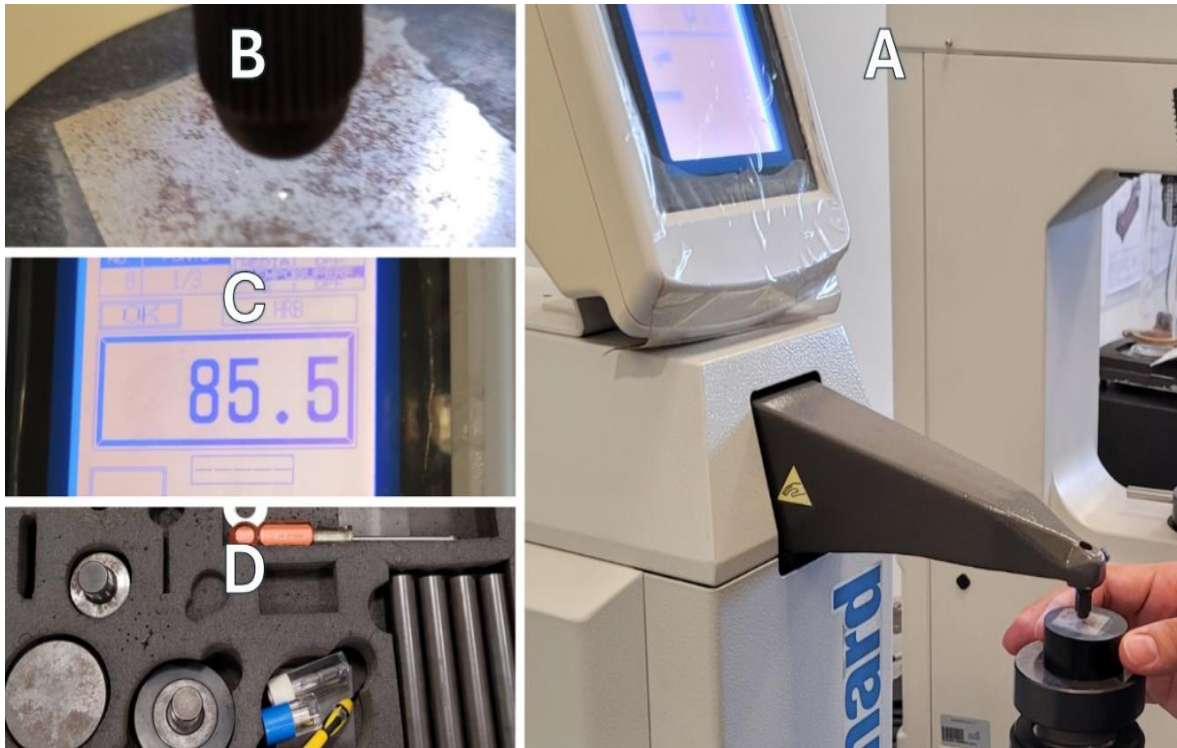


Ilustración 10 A) Equipo para ensayos Vicker's y Rockwell utilizado B) Muestra de acero API 5L X65 empleada para los ensayos C) Lectura de dureza de las pruebas Vicker's y Rockwell D) Herramienta empleada en las pruebas y ensayos (Fuente: Elaboración propia).

El equipo WiZhard series HR-500 versión 3.0 fue el empleado para las pruebas de dureza Vicker's y Rockwell, el cual con un indentador esfera de un 1/16 se procedió a calibrar el equipo. Esta calibración en colocar una placa que funciona como estándar, que al ser colocada en el equipo y hacer la prueba con ella, el equipo debe mostrar una lectura de 91.32 HBR con un margen de error entre 92.32 HBR y 90.32 HBR, en la Ilustración 10 en la sección A se muestra un procedimiento similar al descrito. Una vez calibrado el equipo se procedió a colocar el acero API 5L X65 para realizar las pruebas de dureza, estos ensayos consistían en colocar la muestra a analizar, el equipo mediante el indentador esfera de un 1/16, realizaba un punto de presión en la muestra la cual daba la lectura de la dureza que posee el material tal como se puede observar en la Ilustración 10 en las secciones B y C, este proceso se realizó hasta obtener un total de 16 lecturas las cuales se pueden observar en la Ilustración 11.

Pruebas Vicker's y Rockwell	
Prueba	Lecturas
1	84.0
2	86.6
3	85.4
4	87.3
5	87.5
6	87.3
7	88.5
8	83.3
9	88.8
10	87.2
11	88.4
12	88.6
13	85.8
14	87.0
15	87.2
16	85.5
Promedio:	86.775

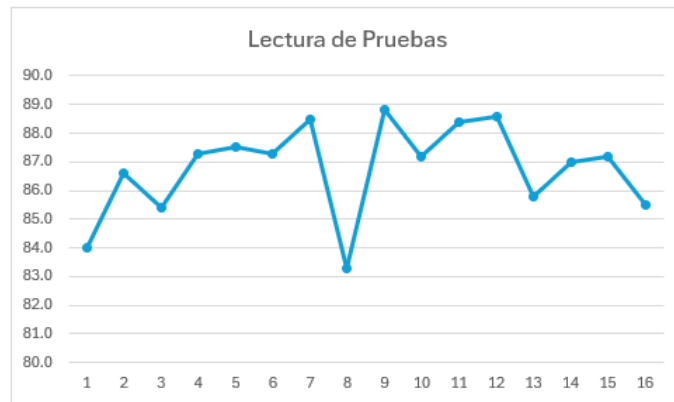


Ilustración 11 Lecturas de las pruebas realizadas (Fuente: Elaboración propia).

El ensayo Rockwell (HR) se definió mediante el indentador esfera de 1/16" y una carga principal de 100 Kp. Los resultados de los ensayos de dureza vicker's y Rockwell del acero API 5L X65, muestran que existe una pérdida de dureza del 7.686% con respecto a los valores establecidos por la ASTM E-140 ([ASTM Internaional, 2012](#)), debido a que si se compara el promedio de las muestras obtenidas con los datos de tablas de la norma ASTM E-140 se obtiene esa diferencia porcentual entre los datos obtenidos y los datos estandarizados, lo que concluye que la muestra extraída para los análisis es idónea para la investigación realizada por mostrar una pérdida de dureza atribuida al fenómeno de corrosión lo que da pie a que estas muestras fueran utilizadas para la continuación de la investigación.

3.3.1.2.2.- Cromatografía de gases – Comprobación de agentes corrosivos en el crudo.

“En la industria petrolera es muy importante conocer la composición de los crudos, ya que esta varía dependiendo de su origen. Resulta factible y provechosa su separación industrial por destilación en fracciones de diferentes intervalos de ebullición para sus diferentes aplicaciones” (Mora-Atiés & Marbot-Ramada, 2010). “Cromatografía de gases: espectrometría de masas es una técnica bien establecida que se utiliza para el análisis de compuestos volátiles, semivolátiles y termoestables que migran desde tuberías”(Diera et al., 2023). “Los componentes químicos de los medios del proceso se detectaron mediante cromatografía de gases-espectrometría de masas”(Gong et al., 2013). “La Cromatografía proporcionó una huella digital del inhibidor de corrosión. Esta información se utilizó para determinar cuáles de los compuestos detectados en las muestras se originaron a partir del inhibidor de corrosión”(Achour et al., 2008).

El propósito de este estudio es identificar la degeneración que sufren los sistemas de transporte por ductos causados por el fenómeno de corrosión, de ahí la importancia de realizar un análisis cromatográfico para identificar y comprobar que el crudo transportado por los PTS, tiene como compuestos sustancias que son causantes de corrosión. El crudo en su composición posee tres grupos nombrados parafinas (PA), naftenos (NA) y aromáticos (AR), de los cuales los elementos que se encuentran en la clasificación de NA, son los compuestos causantes de corrosión en los sistemas de transporte por ductos. “La corrosión producida por los ácidos carboxílicos o ácidos nafténicos como se conocen en la industria petrolera, es una de las mayores preocupaciones para la ingeniería de corrosión en refinerías; es también una inquietud al momento de comercializar este recurso, particularmente con el incremento de la producción de crudos ácidos a nivel mundial” (Negrín, 2018).

La identificación de PA es importante, pero a menor medida ya que estos degradan los materiales, pero sin causar el fenómeno de corrosión. “La deposición de parafina es un problema importante en la producción y transporte de crudo. Esta puede ocurrir en reservorios, pozos, tuberías de producción, bombas sumergibles, equipos de superficie y tuberías de transporte. El mayor problema se presenta en las tuberías de producción ya que puede causar dificultades de operación y la necesidad de tratamientos costosos para la remoción de estos. Los depósitos de parafina pueden provocar consecuencias severas en la

operación eficiente de los sistemas de tuberías y los costos de la limpieza pueden ser muy elevados, ocasionando efectos económicos significativos en un proyecto. Lo primero y quizás el efecto más importante, es que el depósito incrementa la rugosidad de la superficie del tubo y lleva a un incremento en la caída de presión. El segundo efecto es que, reduce el área efectiva de la tubería. El resultado es una pérdida en el rendimiento del sistema” (C. & F, 2001).

Por último, los AR son de poco interés para este estudio ya que al ser compuestos que perjudican en gran medida al medio ambiente, estos no dañan a los sistemas de transporte por ductos. “Los hidrocarburos aromáticos policíclicos, también conocidos como hidrocarburos poli-aromáticos, son potentes contaminantes atmosféricos que se componen de anillos aromáticos fusionados y no contienen heteroátomos. Además de ser contaminantes, son motivo de preocupación debido a que algunos compuestos han sido identificados como cancerígenos, mutagénicos, y teratogénicos” (Kroll & Seinfeld, 2013). Se pueden observar en la Tabla 5 los componentes por los que están compuestos los NA, las PA y los AR.

Tabla 5 Compuestos que conforman los aromáticos, parafinas y naftenos Fuente: (Elaboración propia).

Aromáticos		
Nombre	Fórmula	P. ebullición °C
Benceno	C ₆ H ₆	80
Tolueno	C ₆ H ₅ -CH ₃	110
o-xileno	1,2-C ₆ H ₄ (CH ₃) ₂	144
m-xileno	1,3-C ₆ H ₄ (CH ₃) ₂	139
p-xileno	1,4-C ₆ H ₄ (CH ₃) ₂	138
Naftaleno	C ₁₀ H ₈	218
Bifenilo	C ₆ H ₅ -C ₆ H ₅	254
Antraceno	C ₁₄ H ₁₀	354
Fenantreno	C ₁₄ H ₁₀	340
Parafinas o Alcanos		
Nombre	Fórmula	P. ebullición °C
Metano	CH ₄	-161.5
Etano	C ₂ H ₆	-89
Propano	C ₃ H ₈	-42
Butano	C ₄ H ₁₀	-0.5
Pentano	C ₅ H ₁₂	-42
Hexano	C ₆ H ₁₄	69
Heptano	C ₇ H ₁₆	98
Octano	C ₈ H ₁₈	125.5
Naftenos		
Nombre	Fórmula	P. ebullición °C
Ciclopropano	C ₃ H ₆	-33
Metilciclopropano	C ₄ H ₈	4,7
Ciclohexano	C ₆ H ₁₂	81
Metilciclohexano	C ₇ H ₁₄	101
Dimetilciclohexano	C ₈ H ₁₆	126

Fuete: (Elaboración propia)

3.3.1.2.3.-Procedimiento cromatográfico para la identificación de Naftenos, Parafinas y Aromáticos.

El procedimiento inicia con la extracción de la muestra a analizar, en este caso el crudo transportado en los sistemas de transporte por ductos. Para este primer paso se empleó una jeringa para extraer un mililitro de crudo, para posteriormente filtrar la muestra obtenida colocando un filtro en la boca de la jeringa y colocándola en un tubo de ensayo adecuado para el estudio. Este procedimiento se observa en la Ilustración 12.



Ilustración 12 Equipo empleado para la extracción de la muestra para su posterior análisis (Fuente: Elaboración propia).

Una vez realizada la extracción de la muestra se procedió a utilizar la cromatografía por gases:

- Introducción de la muestra a analizar: Se extrajo del tubo de ensayo la muestra anteriormente filtrada para proceder a introducirla en el inyector del equipo cromatográfico. La cantidad inyectada para el análisis es alrededor de 0.05 mililitros (el equivalente a una gota de la muestra).
- Proceso de evaporación de la muestra analizada: Una vez inyectada la muestra, se procede a adherir a la columna del equipo, la cual estableciendo los parámetros de trabajo procede a elevar la temperatura para que cada elemento que posee la muestra pase de un estado líquido a gaseoso (la descripción del tipo de columna y parámetros utilizados en este apartado se pueden visualizar en la Tabla 6, en la columna de “Trabajo 1”).
- Detección de los gases: Conforme la mezcla analizada procede a evaporarse, cada elemento evaporado tiene una vía de salida hacia el detector, el cual se encarga de graficar cada elemento conforme al tiempo de evaporación de cada compuesto, en la Ilustración 14, 15 y 16 se puede ver como el cromatógrafo de gases detecta cada elemento identificado.

Tabla 6 Características empleadas en el análisis cromatográfico (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003))

Columna	Trabajo 1
Fase estacionaria.	Dimetilpolisioxanos (BP-1)
Longitud:	50 m.
Diámetro interno:	0.2 m.m.
Espesor de película:	0.5 u m.
Gas acarreador:	Helio
Flujo gas cerrado:	0.8 m L/min.
Inyector	
Temperatura del inyector	300 °C
Relación de Split	"100:1"
Volumen de muestra	0.1 uL
Detector	
Temperatura del detector	300 °C
Helio	50 m L/min.
Hidrogeno	40 m L/min.
Aire	480 m L/min.
Programa de temperatura del horno	
Temperatura 1:	35° C
Tiempo 1:	5 min.
Gradiente de temperatura 1:	1.5° C/min.
Temperatura 2:	50° C
Tiempo 2:	0 min.
Gradiente de temperatura 2:	8° C/min.
Temperatura 3:	300° C min.
Tiempo 3:	20 min.
Temperatura 4:	N/A
Tiempo 4:	N/A
Temperatura 5:	N/A
Tiempo 5:	N/A

El equipo empleado para realizar el análisis cromatográfico de gases a las muestras recolectadas es un PerkinElmer – Carus 500, el cual se pueden visualizar sus componentes en la Ilustración 13.

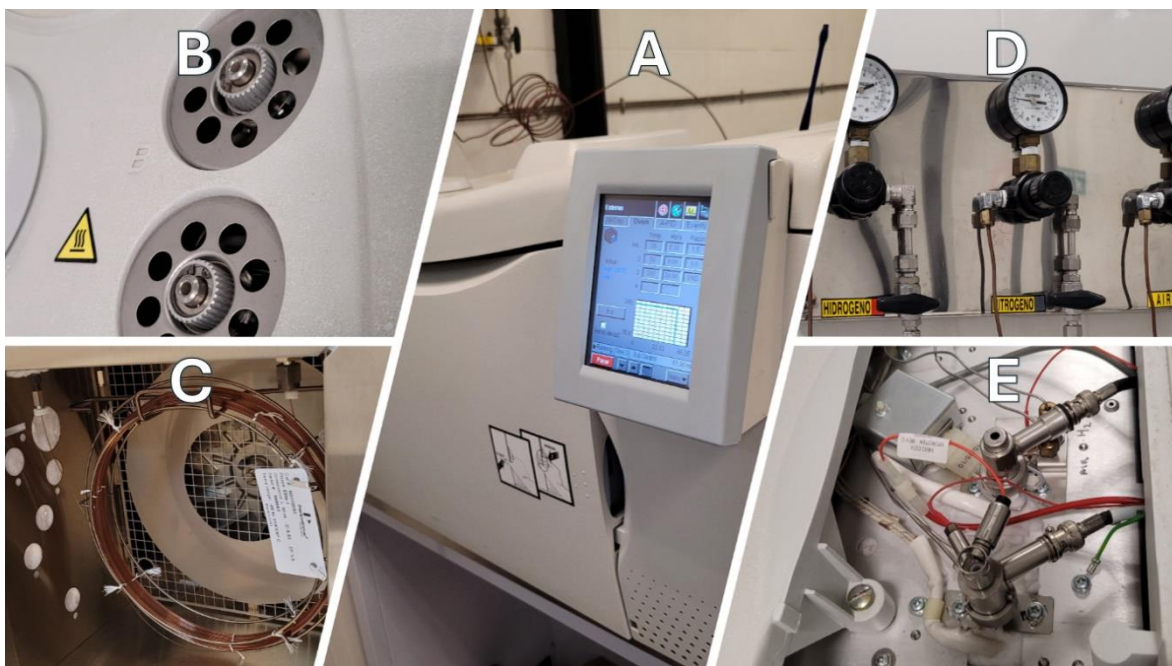


Ilustración 13 A) Cromatógrafo de Gases, B) Inyectores, C) Columna, D) Válvulas de Gases, E) Detector de Gases (Fuente: Elaboración propia).

3.3.1.2.4.-Componentes identificados por la cromatografía de gases.

El objetivo del análisis cromatográfico por gases es identificar la presencia de por lo menos un Nafteno en la mezcla, debido a que la presencia de por lo menos uno de estos componentes indicaría que la presencia de corrosión en los sistemas de transporte por ductos es posible ya que los NA son los principales causantes de corrosión en la integridad mecánica de los PTS. La forma de identificar los componentes fue a través de comparación de datos históricos, si algún elemento coincidía en la distribución de tiempo en la que se presentaba con algún elemento mostrado en las gráficas cromatográficas obtenidas por el estudio, esto confirmaría la presencia de dicho elemento en la muestra analizada. En la Ilustración 14 se puede observar cómo se identificó la presencia de Metilciclohexano mientras que en la Ilustración 15 y la Ilustración 16 se puede identificar la presencia de Heptano y Hexano, los cuales son PA y estas también afectan la integridad mecánica del material.

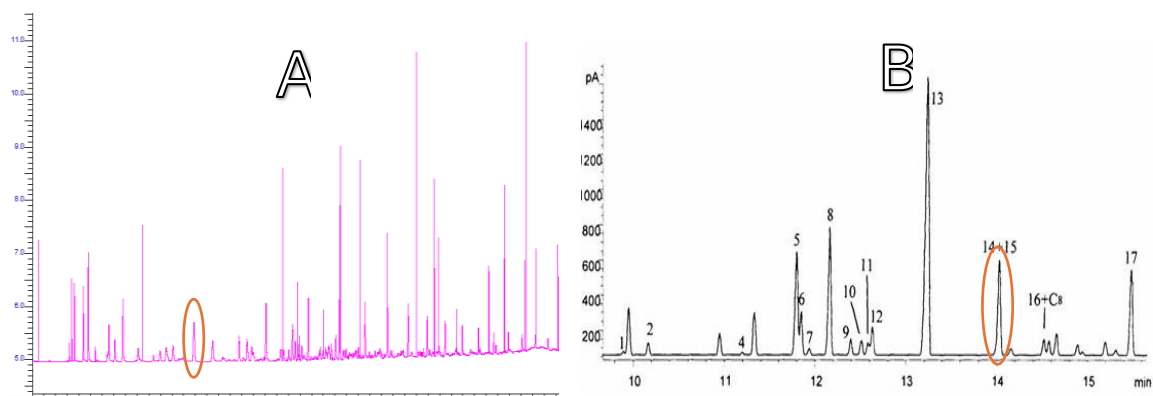


Ilustración 14 Identificación de Nafteno, siendo el gráfico A el resultado del análisis cromatográfico realizado y el gráfico B la base historia donde se identificó dicho elemento (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003))

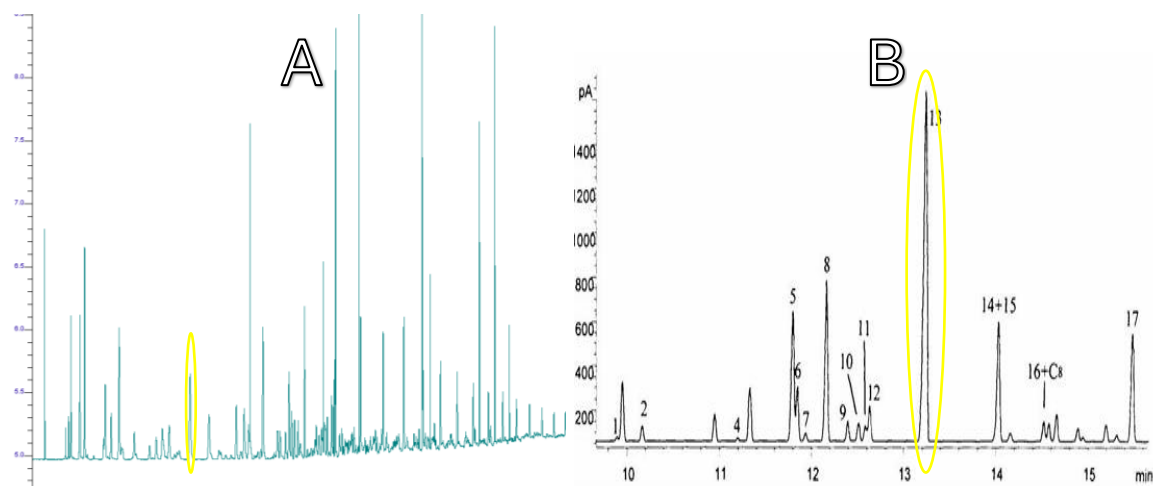


Ilustración 15 Identificación de Hexano, siendo el gráfico A el resultado del análisis cromatográfico realizado y el gráfico B la base historia donde se identificó dicho elemento (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003))

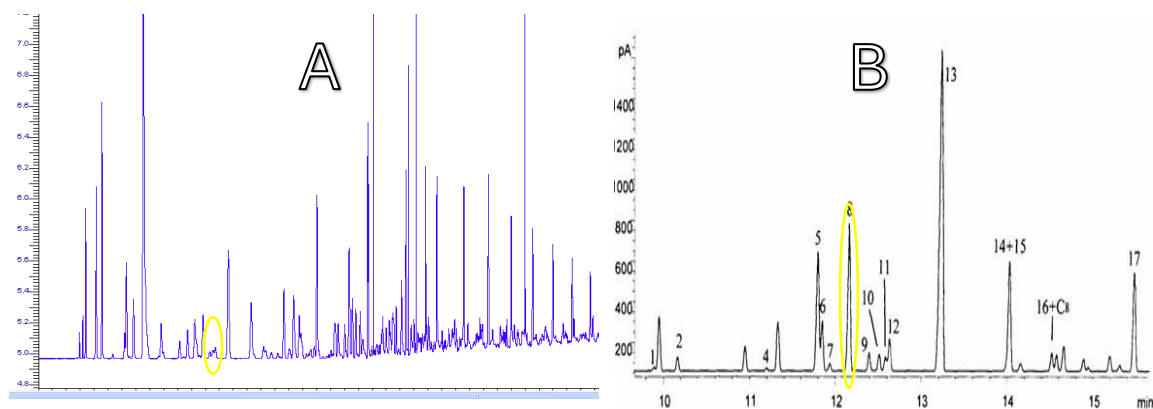


Ilustración 16 Identificación de Heptano, siendo el gráfico A el resultado del análisis cromatográfico realizado y el gráfico B la base historia donde se identificó dicho elemento (Basado en: (Nora K. Cañipa-Morales et al., 2003))

3.3.1.2.5.-Conclusión del análisis cromatografía por gases

El propósito de realizar el análisis cromatográfico por gases era el identificar por lo menos la presencia de un NA, ya que los NA son los provocantes de la existencia del fenómeno de corrosión en los sistemas de transporte por ductos, y al comprobar que el Metilciclohexano está presente en los hidrocarburos que transportan los PTS, se puede afirmar que la corrosión presente en los ductos es debido a los hidrocarburos transportados.

Nota: Como propuesta a futuro, si se desea detectar todos los compuestos puros que posee la mezcla de hidrocarburos analizadas en este trabajo, es necesario el uso de estándares para la identificación de cada elemento que posee la muestra.

3.3.2.- Etapa 2 (Elaboración del SICMM)

3.3.2.1.- Análisis Metalográfico y Microscópico:

“La microscopía es una herramienta, muy importante para el estudio de materiales, más aún en las aleaciones metálicas. Las técnicas de microscopía electrónica han evolucionado a formas muy sofisticadas y esenciales para el estudio de la metalurgia, como: estructuras de solidificación, transformaciones de fase, estructuras de grano, superficies de fractura, entre otros” (Llumiyinga & Rafael, 2014)

Una vez realizado el tratamiento Metalográfico a las tres muestras obteniendo un encapsulado con una superficie de acabado espejo se procedió a realizar un proceso de pulimiento con el propósito de eliminar la superficie corrosiva, se procedió a limpiar y se obtuvo un solo plano para el pulido final. Para esto, se empleó un paño especial en cual fue colocado en un disco giratorio y una solución hecha a base: 8,75 g de alúmina 0,3 Micra y 300 ml de agua destilada. El disco estaba programado para que tuviera un giro de 300 RPM, antes de colocar la muestra, la limpieza se realizó con el apoyo cepillo y agua para eliminar cualquier residuo que pueda rayar las sondas.

Una vez realizado el pulido en cada una de las muestras, se realizó un ataque químico con el propósito de revelar las características microestructurales del acero bajo estudio en cada uno de los encapsulados, siguiendo los siguientes pasos:

- Paso 1: Se empleo Nital 1 (una solución que está compuesta por 99% de alcohol etílico y 1% de ácido nítrico). Esta solución se vertió en un catalizador de cristal.
- Paso 2: Se procedió a sumergir cada encapsulado pulido en los catalizadores de cristal que contenían el compuesto por un tiempo de 25 segundos.
- Paso 3: Las muestras fueron extraídas de cada catalizador para proceder a ser lavadas con agua destilada y se empleó un secador automatizado para secar cada encapsulado.

Al finalizar con el ataque químico en las superficies de las muestras se procedió con en análisis microscópico empleando un microscopio electrónico de barrido a diversos aumentos, con mediciones inferiores a 1 cm^3 , con aumentos más pequeños de hasta $50\text{ }\mu\text{m}$. En la

Ilustración 17 se puede observar los elementos utilizados para el pulido y el ataque químico, el pulido de cada material como la muestra analizada en el microscopio.

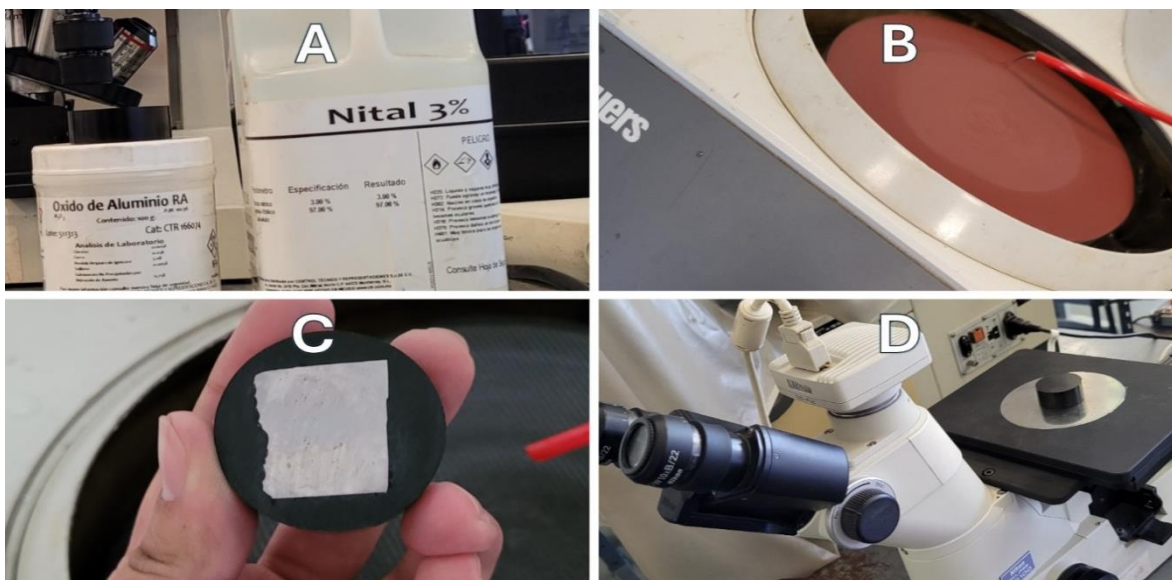


Ilustración 17 A) Material empleado para el ataque químico B) Equipo empleado para la preparación de la muestra C) Muestra empleada para el análisis microscópico D) Equipo empleado para el análisis de microscopía (Fuente: Elaboración propia).

Una vez colocada la muestra se procedió a calibrar el microscopio, teniendo como apoyo un monitor de computadora el cual indicaba que tan nítida y clara se mostraba la imagen, en este proceso se identificó si el ataque químico fue realizado de forma correcta, debido a que, si fuera lo contrario, las lecturas del tamaño de grano y la nitidez de la imagen no se apreciarían de forma adecuada en la pantalla de monitor. Para calibrar el equipo se debe colocar la muestra a analizar en la lente del equipo, como se muestra en la ilustración anterior en la sección D, una vez colocada la muestra, se manipularon los lentes de barrido, de tal forma de pasar de una imagen difusa y poco nítida, a una imagen clara con buena definición, donde se aprecia la estructura microestructural del material. Por último, se procedió a utilizar las funciones del software del microscopio para verificar que la imagen proporcionada por el microscopio fuera idónea de tal forma que el programa fuera capaz de dar lecturas del tamaño de grano de la muestra analizada, este procedimiento se puede observar en la Ilustración 18.

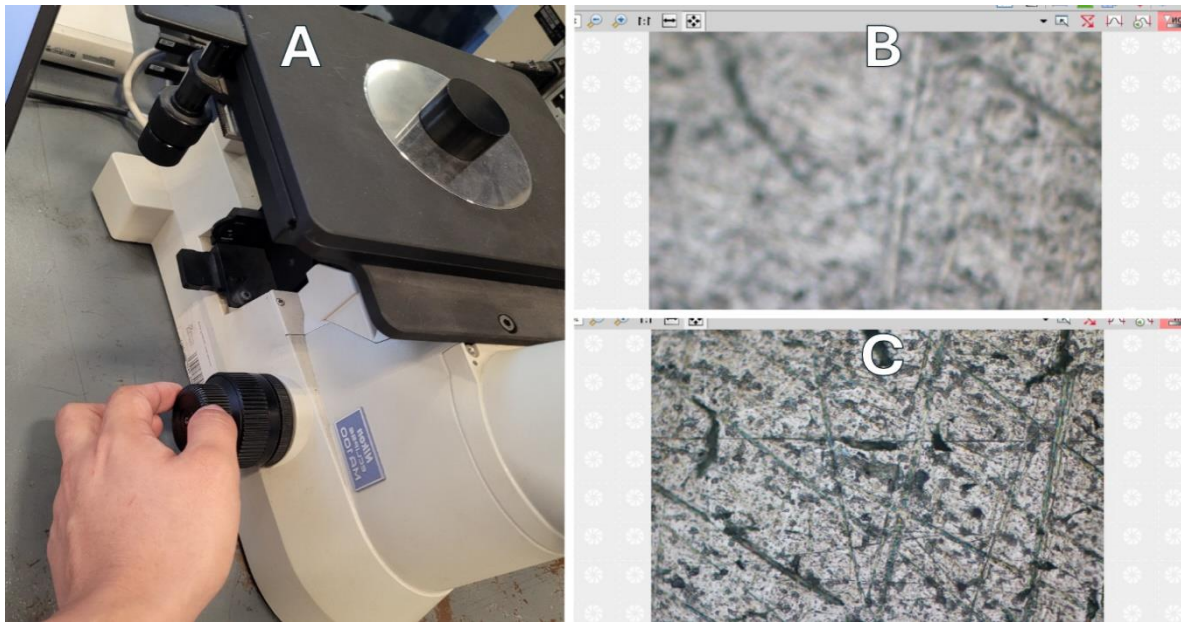


Ilustración 18 A) Calibración manual de microscopio, B) Imagen producto de una mala calibración del microscopio, C) Imagen con una buena calibración de microscopio (Fuente: Elaboración propia)

Del análisis microscópico se obtuvieron diferentes muestras, diversas capturas y videos que mediante la identificación del tamaño de grano de picadura se puede observar que tanto ha afectado el fenómeno de la corrosión a la integridad mecánica del material. Se analizaron diferentes sectores de cada material obteniendo más de 140 capturas de imágenes.

3.3.2.2.- Procesamiento de Imágenes:

“Los métodos de procesamiento, clasificación y análisis de imágenes digitales se utilizan actualmente considerablemente en diversos campos de la ciencia” (Choi & Kim, 2005). “Dado el papel que juegan los oleoductos en el transporte de petróleo crudo, la visión por computadora se ha convertido en una técnica destacada en este campo, aunque requiere un algoritmo de procesamiento de imágenes” (H. Obaid & H. Hamad, 2024). “La información sobre el tipo y extensión de la corrosión se puede extraer con métodos de procesamiento de imágenes” (Xia et al., 2020). “Los procesos de visión por computadora y procesamiento de imágenes para la detección de corrosión se pueden dividir en cinco procesos o elementos principales: adquisición de imágenes, preprocesamiento de imágenes, segmentación de imágenes, extracción de características y clasificación de imágenes” (Ali et al., 2023), en la Ilustración 19 se puede observar la metodología del proceso de detección de imagen que se tomó en cuenta para el desarrollo de este trabajo.

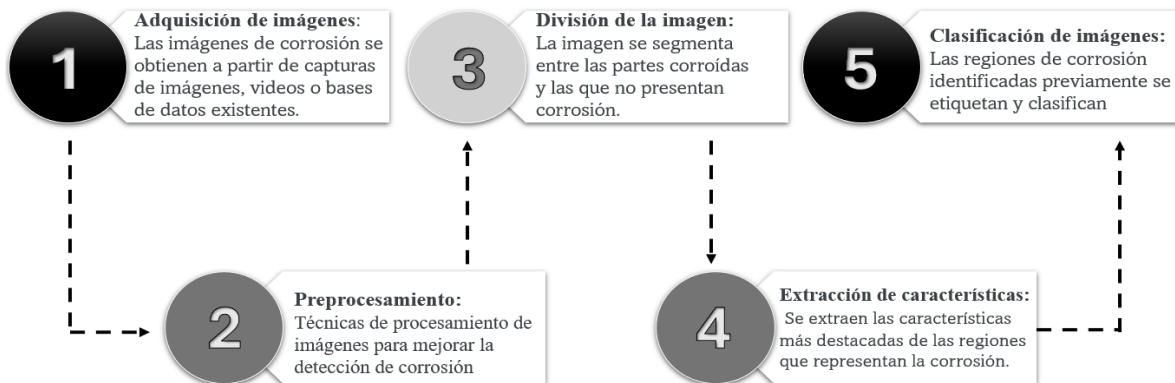


Ilustración 19 Proceso de detección de corrosión a través de imágenes (Fuente: Basado en (Ali et al., 2023).

3.3.2.2.1- Adquisición de imágenes:

La adquisición de imágenes es un proceso que recopila imágenes provenientes de videos, tomografía computarizada, cámaras térmicas o en el caso de esta investigación mediante el uso de microscopia. Las imágenes fueron tomadas directamente del microscopio a través del software NIS-Elements D, el cual es una aplicación diseñada específicamente para la captura de imágenes mostradas por el equipo. Cada imagen capturada es almacenada en una base de datos para su posterior uso, en la Ilustración 20 se observa la captura de imagen mediante microscopia empleando el software ya mencionado.

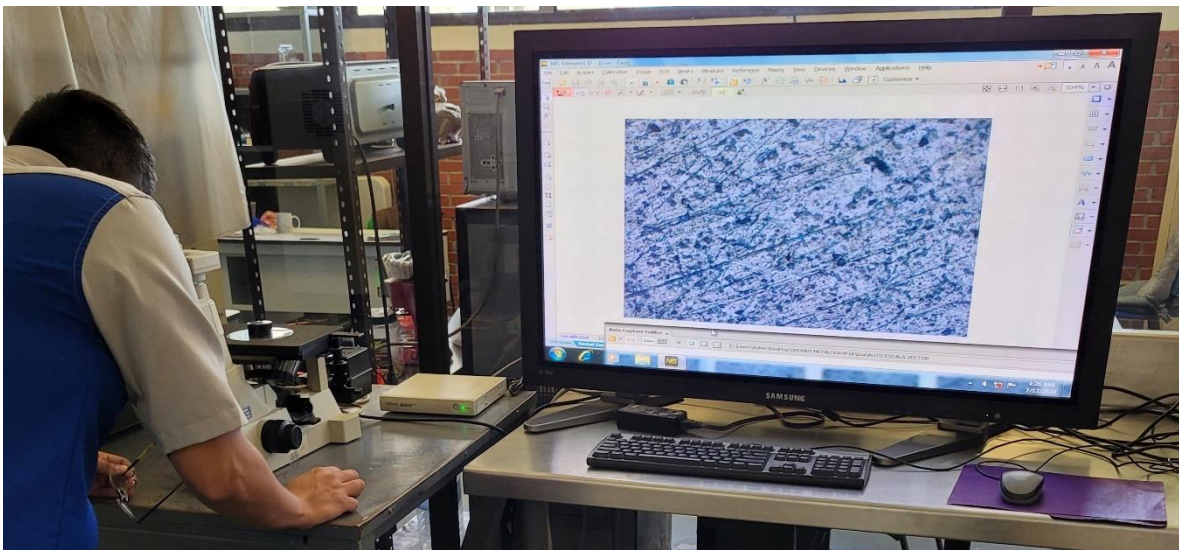


Ilustración 20 Creación de la base de datos mediante la adquisición de imágenes por microscopia (Fuente: Elaboración propia)

La adquisición de imágenes es un proceso que captura imágenes de cámaras digitales, cámaras térmicas, videos, tomografía computarizada, etc. Las imágenes se pueden tomar directamente desde las cámaras. Además, para obtener las imágenes deseadas de un vídeo, es necesario extraerlas cuadro por cuadro. Una tomografía es una imagen producida por un tomógrafo que utiliza ondas penetrantes y algoritmos de reconstrucción para producir una imagen transversal. Las imágenes se pueden capturar de forma automática o manual.

3.3.2.2.2.- Preprocesamiento:

“El segundo proceso es el preprocesamiento de imágenes. El preprocesamiento se utiliza para mejorar la calidad de las imágenes sin procesar. Generalmente, las imágenes sin formato contienen una gran cantidad de ruido de fondo no deseado. Como resultado, se pueden aplicar varias técnicas de preprocesamiento, como ecualización de histogramas, operaciones morfológicas y filtros de mediana. Estas técnicas pueden reducir y eliminar el ruido, la distorsión y la interferencia en las imágenes sin procesar” (Ali et al., 2023). Para este caso, el preprocesamiento es llamado por la aplicación como calibración de imagen, el cual consiste en marcar un perímetro en las imágenes capturadas que el programa identifique las zonas en las que se desea realizar el tratamiento de imágenes, en la Ilustración 21 se puede observar este procedimiento.

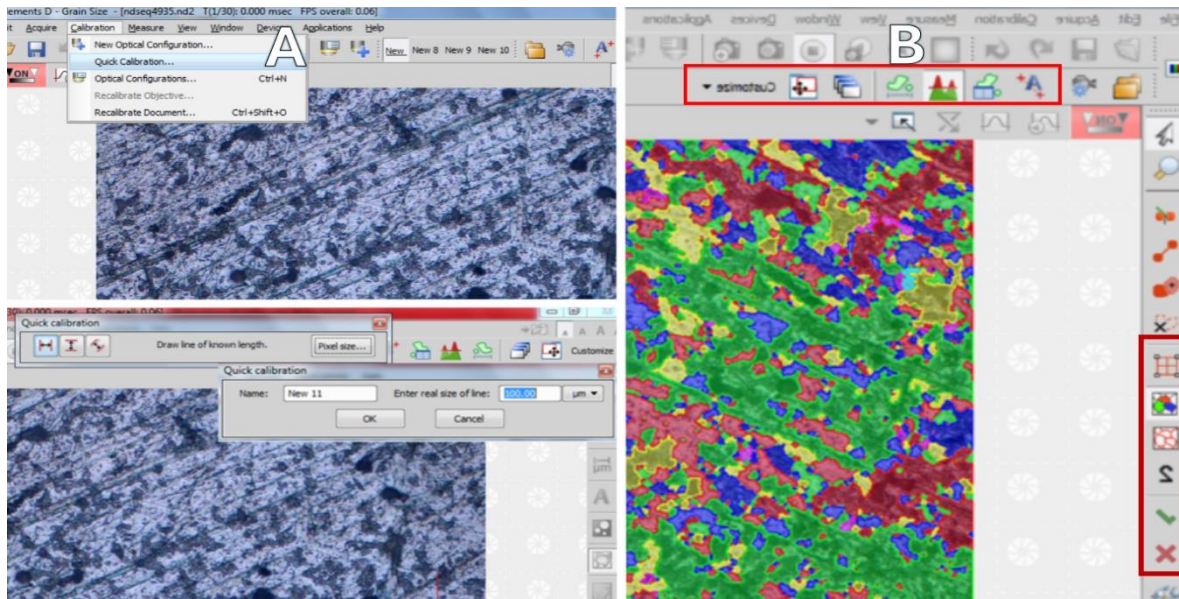


Ilustración 21 A) Proceso para la calibración de la imagen, B) Opciones para tratamiento de imágenes (RGB, Binarias y Detección de contornos) posteriores a la calibración de la imagen (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.2.3.- División de la imagen:

“El tercer proceso es la segmentación de imágenes, que desempeña un papel destacado en la detección de corrosión. Las regiones corroídas en una imagen se detectan y aíslan de acuerdo con similitudes en discontinuidad y criterios. Detección de bordes es una técnica detecta los límites de los objetos localizando e identificando puntos de discontinuidades de brillo o cambios bruscos en una imagen. Estos puntos también se

denominan bordes de la imagen” (Ali et al., 2023). En la Ilustración 22 se puede observar la segmentación de las imágenes tratadas. Es importante destacar que el programa no realizara la segmentación de imágenes si la imagen analizada no fue correctamente tratada con los procesamiento metalográficos, el ataque químico y una mala definición de imagen producto por una mala calibración del microscopio.



Ilustración 22 Segmentación de las imágenes recolectadas (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.2.4.- Extracción de características:

La extracción de características consistió en la identificación de presencia de corrosión en las imágenes analizadas. Las imágenes que presentaban corrosión fueron separadas con las imágenes que no presentaban corrosión con el propósito de identificar a que imágenes se le debía aplicar un tratamiento de imagen (este tratamiento puede ser análisis RGB o binario).

3.3.2.2.5.- Clasificación de imágenes:

En este punto las imágenes analizadas pasan clasificarse en tres grupos los cuales son:

- Imágenes RGB: Estas imágenes tienen el propósito de realizar una subclasificación de los elementos de interés que determinan el grado de dureza del material.

- Imágenes Binarias: Estas imágenes determinaran las partes blandas del material en contraparte con las partes de mayor dureza del material analizado (siendo las partes de color blanco de la imagen la representación de las partes blandas y las partes de color negro las zonas de mayor dureza del material).
- Imágenes ANN: Este grupo está destinado a fungir como base de datos para el entrenamiento de una red neuronal convolucional (este tipo de redes son particularmente útiles para identificar patrones en imágenes con el fin de reconocer objetos, clases y categorías).

En la Ilustración 23 se puede observar el resultado final de la clasificación de las imágenes.

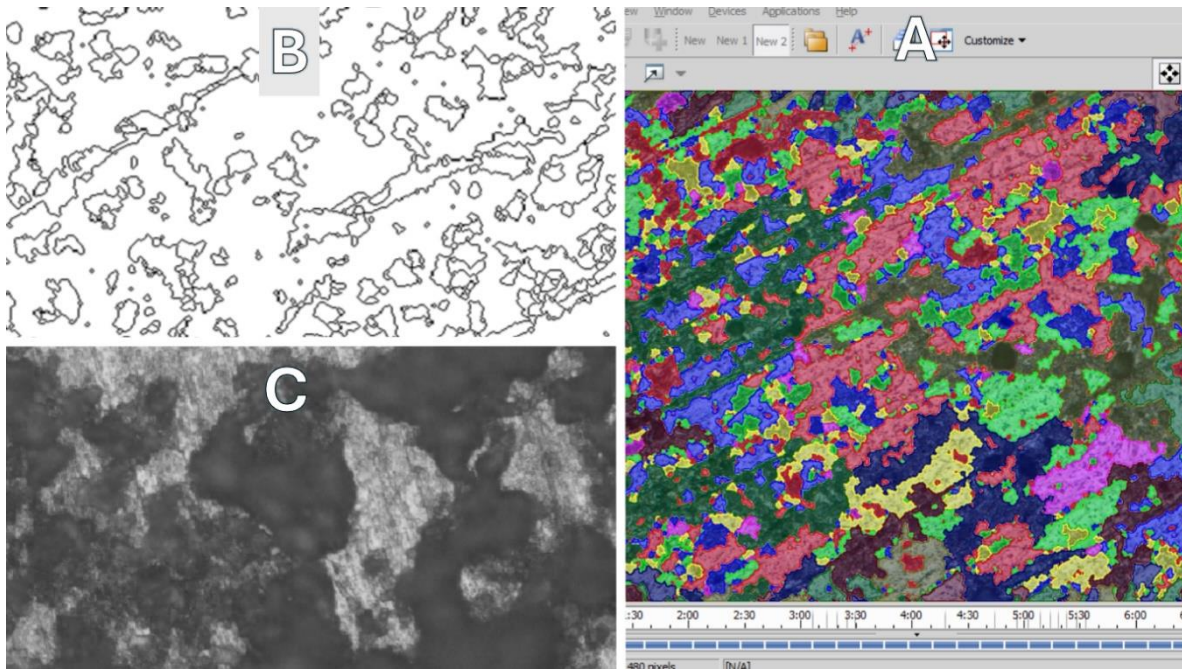


Ilustración 23 A) Imágenes con tratamiento RGB B) Imágenes con tratamiento binario C) Imágenes a escala de grises para entrenamiento de la red neurona artificial (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.3.- Identificación de Variables de Impacto y Codificación:

3.3.2.3.1.- Identificación de variables de mayor impacto:

“Las principales pruebas metalográficas son la medición del tamaño de grano, la identificación de ferrita delta y fase sigma, y la evaluación y distribución de carburos. Además, la metalografía se utiliza en el análisis de fallas que investiga los mecanismos de corrosión/oxidación”(Weidmann et al., 2016). La detección del tipo de grano en las imágenes analizadas es el detonante que indica el estado mecánico de un material cuando presenta síntomas del fenómeno de corrosión, la presencia de Ferrita y Austenita en un material son indicios que un metal está siendo fatigado por la presencia de corrosión.

Las zonas en las que se presenta la Ferrita es un indicativo de las partes mecánicas del material que han perdido dureza, es decir, representa las partes blandas de un metal en contraparte la presencia de Austenita es un indicio que el material todavía conserva las propiedades mecánicas de dureza, de ahí la importancia de la identificación de estos dos elementos ya que nos indican el estado actual del material. Para poder identificar si existe la presencia de estos dos elementos en el material analizado, se configuro el equipo de microscopia para que identificara la presencia de Ferrita y Austenita, esta configuración se puede observar en la Ilustración 24.

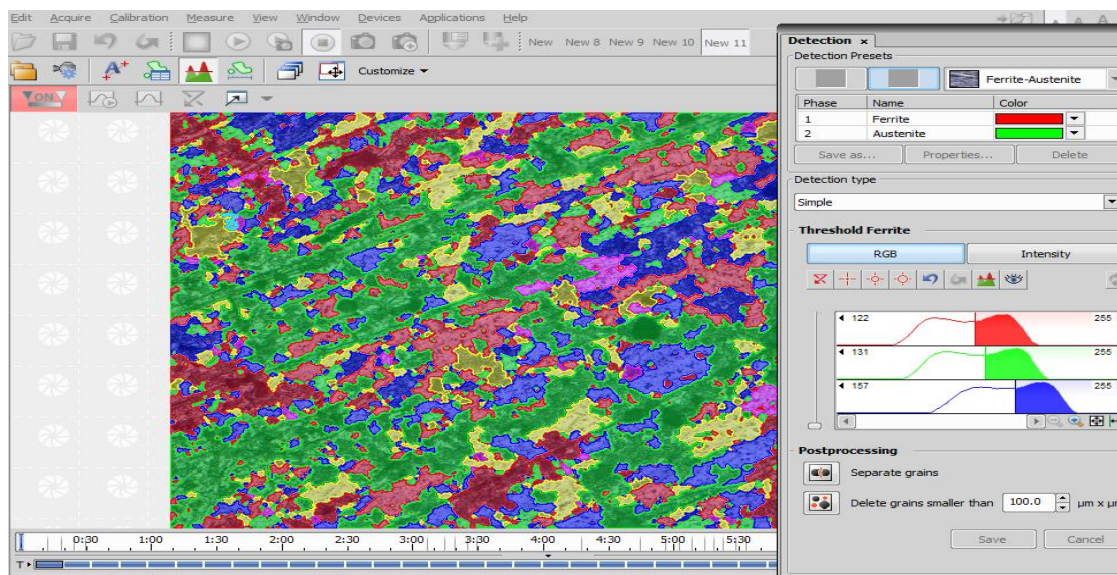


Ilustración 24 Configuración de la presencia de Ferrita y Austenita en el material (Fuente: Elaboración propia).

La configuración ayudara principalmente para la detección de estos elementos al momento de realizar el tratamiento de imágenes por RGB, el cual permitirá identificar únicamente los elementos de interés ignorando otros compuestos que no sean de importancia o relevancia para los propósitos de la investigación.

3.3.2.4.- Codificación (Desarrollo del sistema Inteligente):

3.3.2.4.1.- Desarrollo de la sección de tratamiento de imágenes por RGB:

El tratamiento de imágenes por RGB consiste en analizar la composición de colores que se encuentran en una imagen, “en primer lugar, se establece un umbral y se binariza la imagen, luego se toma el punto central de la imagen para el crecimiento de la región y se filtra la información innecesaria. Luego, los píxeles que cumplen las condiciones se ajustan mediante el método de mínimos cuadrados, y la intersección y el ángulo se obtienen de las líneas” (Yin, 2021). Es importante identificar lo que representa cada color en la imagen con la finalidad de saber interpretar el significado de cada color y poder dar una interpretación de lo que se está analizando. “Este método detecta defectos de forma automática y eficaz en tuberías industriales basado en el procesamiento de imágenes. Aunque la mayoría de los enfoques basados en imágenes se centran en la precisión de la detección de fallas, el tiempo de cálculo también es importante para aplicaciones prácticas” (Alam et al., 2014).

Para el desarrollo del algoritmo que permitirá el procesamiento de imágenes por RGB, se empleó el software de Jupyter Notebook de Python. Este algoritmo consiste en la detección de seis colores los cuales representan a los elementos de Ferrita y Austenita. La Ferrita está compuesta por los colores de Rojo, Carmesí y Rosado, mientras que la Austenita le corresponden los colores de Verde, Amarillo y Azul.

Para la creación del algoritmo es importante importar las librerías de cv2 y numpy as np, ya que sin estas dos librerías el algoritmo no responderá como es debido, en la Ilustración 25 se muestra el código de líneas de las librerías ya importadas en el algoritmo.

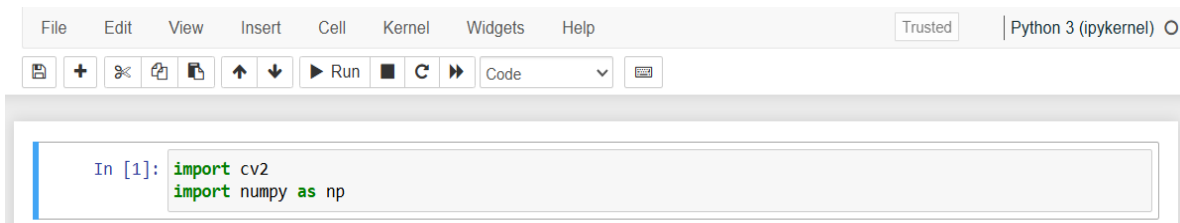


Ilustración 25 Librerías empleadas en el algoritmo del análisis RGB (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.4.2.- Desarrollo de detección de Ferrita (Colores Rojo, Carmesí y Rosado):

La siguiente parte del algoritmo indica la imagen que se desea analizar junto al umbral de colores a detectar en este caso el umbral del color Rojo, en cada umbral se puede observar que se divide en tres valores los cuales están separados por comas, cada valor representa el valor de 0 a 255 de los colores rojo, verde y azul, ya que la combinación de estos tres colores se puede obtener el valor de cualquier color, en la Ilustración 26 se muestra el código que tiene la función de cargar la imagen a analizar y el umbral de color que se desea obtener, en este caso el color Rojo.

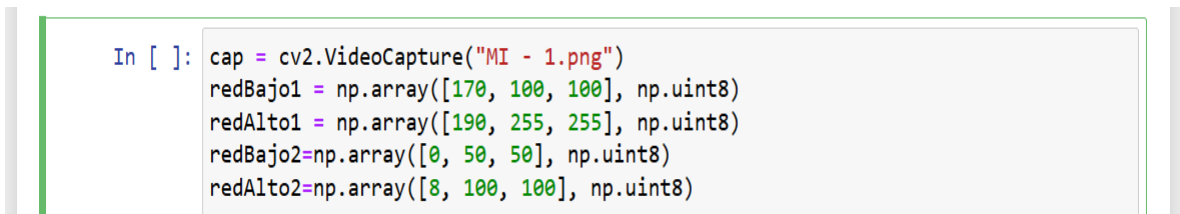


Ilustración 26 La línea donde empieza con cap =, tiene la función de llamar a la imagen a analizar y el resto del código el umbral que representa al color Rojo (Fuente: Elaboración propia).

Las siguientes líneas de código, indican al algoritmo que en los umbrales anteriormente establecidos vamos a encontrar los valores que corresponden al color que se desea mostrar en la imagen, y que cada umbral se muestre en una ventana adicional. En la Ilustración 27 se muestra la última parte del código correspondiente al umbral del color Rojo.

```

while True:
    ret, frame = cap.read()
    if ret==True:
        frameHSV = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2HSV)
        maskRed1 = cv2.inRange(frameHSV, redBajo1, redAlto1)
        maskRed2 = cv2.inRange(frameHSV, redBajo2, redAlto2)
        maskRed = cv2.add(maskRed1, maskRed2)
        maskRedvis = cv2.bitwise_and(frame, frame, mask= maskRed)
        cv2.imshow('frame', frame)
        cv2.imshow('maskRed', maskRed)
        cv2.imshow('maskRedvis', maskRedvis)
        if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('s'):
            break
    cap.release()
    cv2.destroyAllWindows()

```

Ilustración 27 Líneas del código que interpretan y muestran los umbrales establecidos en líneas anteriores (Fuente: Elaboración propia).

Una vez realizado el código del umbral de color rojo se procedió a verificar el funcionamiento de este. El cómo se comporta el algoritmo con el código ya establecido se puede observar en la Ilustración 28.

```

In [1]: import cv2
import numpy as np

In [*]: cap = cv2.VideoCapture("MI - 1.png")
redBajo1 = np.array([170, 100, 100], np.uint8)
redAlto1 = np.array([190, 255, 255], np.uint8)
redBajo2 = np.array([0, 50, 50], np.uint8)
redAlto2 = np.array([8, 100, 100], np.uint8)

while True:
    ret, frame = cap.read()
    if ret==True:
        frameHSV = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2HSV)
        maskRed1 = cv2.inRange(frameHSV, redBajo1, redAlto1)
        maskRed2 = cv2.inRange(frameHSV, redBajo2, redAlto2)
        maskRed = cv2.add(maskRed1, maskRed2)
        maskRedvis = cv2.bitwise_and(frame, frame, mask= maskRed)
        cv2.imshow('frame', frame)
        cv2.imshow('maskRed', maskRed)
        cv2.imshow('maskRedvis', maskRedvis)
        if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('s'):
            break
    cap.release()
    cv2.destroyAllWindows()

In [ ]: cap = cv2.VideoCapture("MI - 1.png")
crimsonBajo1 = np.array([145, 0, 0], np.uint8)
crimsonAlto1 = np.array([255, 120, 135], np.uint8)

```

Ilustración 28 Funcionamiento del código que representa el umbral del color rojo. (Fuente: Elaboración propia).

Una vez comprobado el funcionamiento del código se procedió a introducir las líneas de código que representarían a los umbrales correspondientes a los colores Carmesí y Rosado, ya que, al no necesitarse ninguna librería adicional, se procedió a unir las líneas de código, de cada respectivo umbral y correrlo en conjunto, dando a lugar, al algoritmo que se muestra en la Ilustración 29.

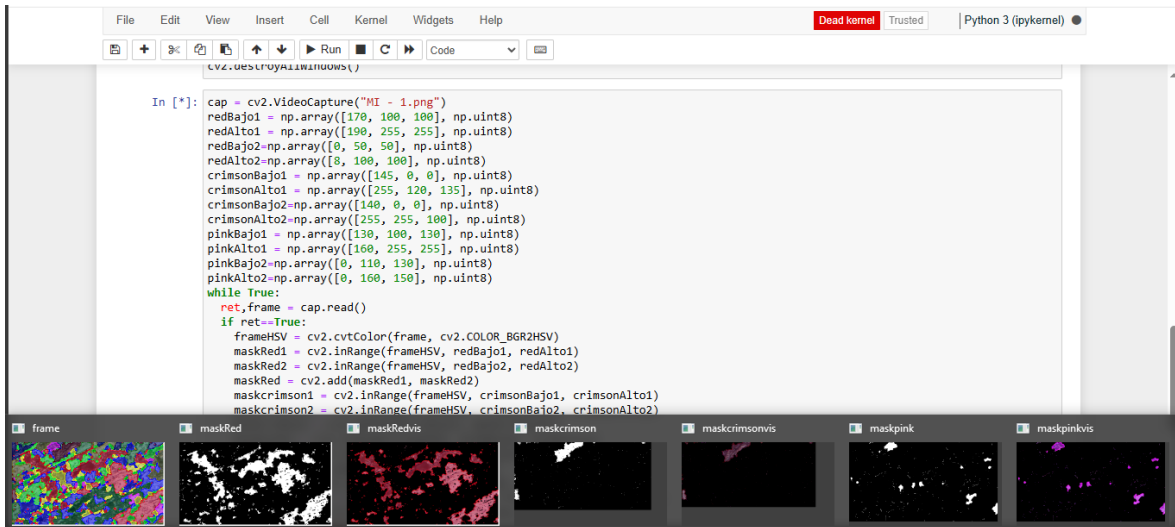


Ilustración 29 Funcionamiento de los umbrales representativos del elemento de Ferrita en el material analizado. (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.4.3.- Desarrollo de detección de Austenita (Colores Verde, Amarillo y Azul):

Para la detección de la Austenita se empleó el mismo código utilizado para la detección de los umbrales correspondientes a la Ferrita, siendo el único cambio la introducción a de los umbrales que representan a los colores de la Austenita, en la Ilustración 30 se puede observar el cambio de los valores de los umbrales, así como la etiqueta que representa a cada uno de ellos.

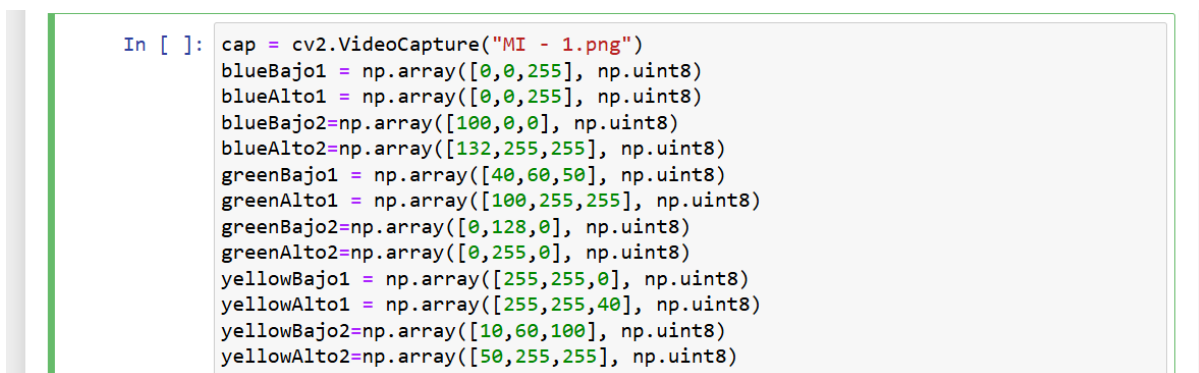


Ilustración 30 Introducción y remplazo de líneas de código para la representación de los umbrales de la Austenita. (Fuente: Elaboración propia).

Una vez realizado los cambios se procedió a correr el código y verificar su correcto funcionamiento, así como el análisis de detección de colores deseada. En la Ilustración 31 se puede observar el funcionamiento del código ya con los umbrales que representan los valores de Austenita.

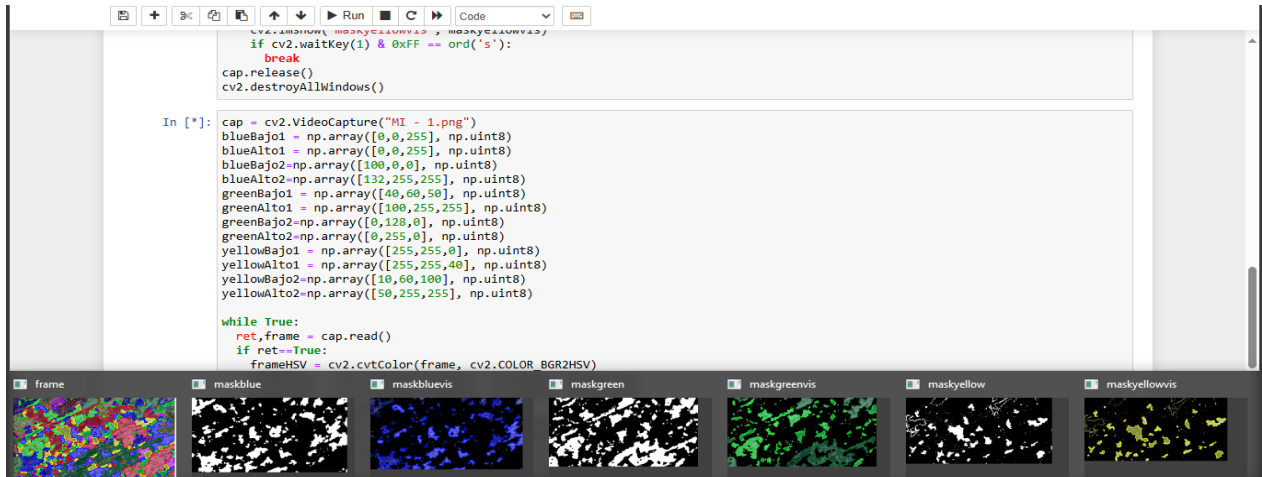


Ilustración 31 Funcionamiento de los umbrales representativos del elemento de Austenita en el material analizado. (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.4.4.- Desarrollo del tratamiento de imágenes binarias:

Para este código se emplearon las mismas bibliotecas y líneas de código que en el tratamiento de imágenes RGB, siendo el cambio en las líneas de código que representan los valores de los umbrales binarios (blanco y negro), en la Ilustración 32 se puede observar el código, así como el valor de los umbrales que representan el análisis binario y su funcionamiento.

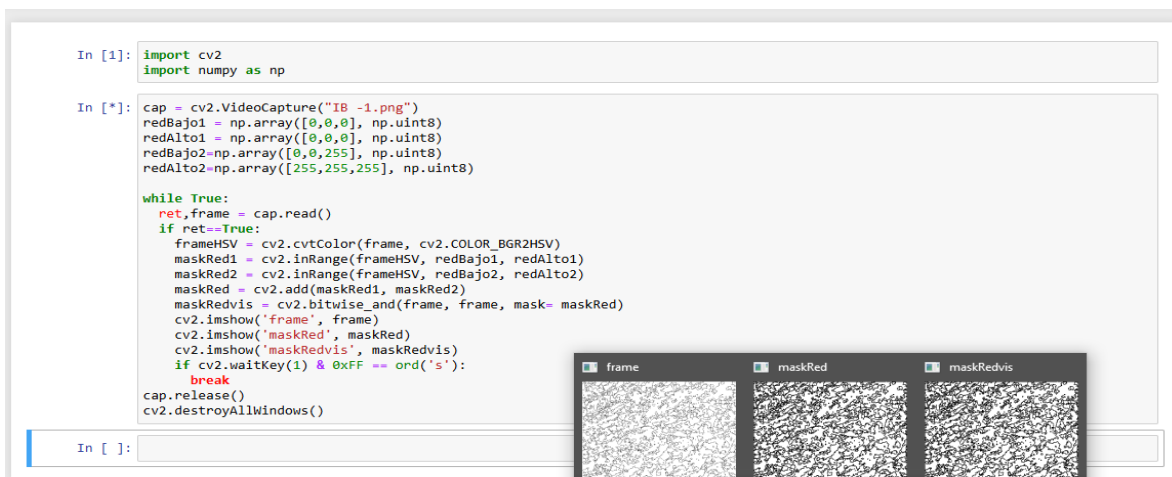


Ilustración 32 Funcionamiento de los umbrales representativos del análisis binario en el material analizado. (Fuente: Elaboración propia).

3.3.2.4.5.- Implementación de Redes Neuronales en Python:

Red neuronal para la clasificación de imágenes con corrosión o sin corrosión El código presentado implementa una red neuronal convolucional (CNN) utilizando **TensorFlow** y **Keras** para clasificar imágenes de tubos en dos categorías: corroídas y no corroídas. A continuación, se detalla cada sección del código, explicando su propósito, funcionalidad y bibliotecas utilizadas.

Bibliotecas Utilizadas:

- TensorFlow y Keras: Proveen herramientas para construir, entrenar y evaluar redes neuronales. Keras, incluida en TensorFlow, facilita el diseño de modelos de aprendizaje profundo.
- ImageDataGenerator: Genera y preprocesa imágenes para alimentar el modelo. Incluye funciones como reescalado y aumento de datos.
- Sequential: Permite construir modelos capa por capa.
- Conv2D y MaxPooling2D: Son capas específicas para redes convolucionales que extraen y comprimen características de las imágenes.
- Flatten y Dense: Adaptan las características extraídas a capas densamente conectadas para clasificación.
- Dropout: Evita el sobreajuste eliminando conexiones durante el entrenamiento.
- EarlyStopping: Interrumpe el entrenamiento automáticamente cuando el modelo deja de mejorar en el conjunto de validación.
- Matplotlib y Seaborn: Visualizan gráficos, como la matriz de confusión y curvas ROC.
- Scikit-learn: Calcula métricas de evaluación como precisión, recall y F1-score (en la Ilustración 33 se pueden observar las librerías descritas).

```
import tensorflow as tf from
tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator from tensorflow.keras.models import
Sequential from tensorflow.keras.layers import Conv2D,
MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout from
tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping import
numpy as np from sklearn.metrics import confusion_matrix,
```

Ilustración 33 Librerías empleadas Fuente:(Elaboración propia).

Parámetros y configuración:

En la Ilustración 34 se definen parámetros básicos para el preprocesamiento y el entrenamiento del modelo:

```
image_size = (128, 128) # Tamaño de las imágenes
batch_size = 32
epochs = 20 # Número máximo de épocas
patience = 5 # Paciencia para EarlyStopping
train_data_dir = 'dataset' # Ruta del conjunto de entrenamiento
```

Ilustración 34 Parámetros para el entrenamiento del modelo Fuente: (Elaboración propia).

- **Tamaño de imagen:** Las imágenes se redimensionan a 128x128 píxeles para normalizar la entrada al modelo.
- **Batch size:** Número de imágenes procesadas simultáneamente para optimizar la memoria y el rendimiento.
- **Epochs y EarlyStopping:** Controlan el tiempo de entrenamiento. EarlyStopping detiene el entrenamiento si no mejora después de 5 épocas consecutivas, evitando sobreajuste.

Procesamiento de datos:

El preprocesamiento se realiza con **ImageDataGenerator**, que escala los valores de los píxeles al rango [0, 1]. En la Ilustración 35 se puede observar parte del código empleado.

```
datagen = ImageDataGenerator(rescale=1.0 / 255)

train_generator = datagen.flow_from_directory(
    train_data_dir,
    target_size=image_size,
    color_mode="grayscale",
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary',
    shuffle=True
)

validation_generator= datagen.flow_from_directory(
    validation_data_dir,
    target_size=image_size,
    color_mode="grayscale",
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary',
    shuffle=False
)
```

Ilustración 35 Código de escala de pixeles de rango Fuente:(Elaboración propia).

- **Rescaling:** Convierte los valores de los píxeles de [0, 255] a [0, 1] para mejorar la estabilidad del modelo.
- **Conjuntos de datos:** Los generadores cargan imágenes desde directorios organizados por clases (subcarpetas) y las etiquetan automáticamente como 0 o 1.

Construcción de la Red Neuronal:

La red utiliza una arquitectura secuencial con capas convolucionales, de pooling y densas, así como se muestra en la Ilustración 36.

```
model = Sequential([
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
    input_shape=(image_size[0], image_size[1], 1)),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),

    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),

    Flatten(),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(1, activation='sigmoid')
])
```

Ilustración 36 Código de la arquitectura de la red secuencial Fuente:(Elaboración propia).

- **Conv2D:** Extrae características de bajo nivel como bordes y texturas.
- **MaxPooling2D:** Reduce las dimensiones espaciales para disminuir la complejidad.
- **Flatten:** Convierte la salida tridimensional de las capas convolucionales en un vector.
- **Dense:** Crea capas completamente conectadas para clasificar las imágenes.
- **Sigmoid:** Produce una probabilidad entre 0 y 1 para clasificación binaria.

El entrenamiento se realiza utilizando los generadores de datos y el callback EarlyStopping, tal y como se muestra en la Ilustración 37.

```
history = model.fit(  
    train_generator,  
    epochs=epochs,  
    validation_data=validation_generator,  
    callbacks=[early_stopping]
```

Ilustración 37 Código empleado para los generadores de datos Fuente:(Elaboración propia).

- **Conjunto de entrenamiento:** Proporciona datos para ajustar los pesos del modelo.
- **Conjunto de validación:** Evalúa el desempeño en datos no vistos durante el entrenamiento.

3.3.2.4.6 Creación de la interfaz del Algoritmo:

Análisis de Corrosión mediante Procesamiento de Imágenes con Tkinter:

En esta tesis, se desarrolló una aplicación de escritorio para el análisis del nivel de corrosión en imágenes utilizando procesamiento digital de imágenes y una interfaz gráfica de usuario (GUI) desarrollada en Python con la biblioteca Tkinter. La aplicación permite a los usuarios cargar imágenes y analizar visualmente las áreas con distintos niveles de corrosión según los tonos detectados en la imagen.

La aplicación se implementó utilizando las siguientes bibliotecas:

- **Tkinter:** Para el diseño de la interfaz gráfica, permitiendo la interacción con el usuario a través de botones, cuadros de diálogo y menús para seleccionar imágenes y visualizar resultados.
- **PIL (Python Imaging Library):** Para la carga y procesamiento de imágenes en formatos compatibles con el sistema de visualización de Tkinter.
- **OpenCV:** Para el procesamiento de imágenes mediante la conversión de la imagen a espacios de color, creación de máscaras de color, y operaciones de detección de color en el espectro HSV, lo cual permite identificar zonas en la imagen que corresponden a diferentes niveles de corrosión.
- **NumPy:** Para manejar eficientemente matrices y operaciones sobre píxeles.
- **Matplotlib:** Para la visualización gráfica de los resultados obtenidos, mediante gráficos de pastel que representan los porcentajes de diferentes niveles de corrosión en la imagen.

Proceso de Análisis de Imágenes:

En la Ilustración 38 se muestra el proceso que realiza el software para el procesamiento de imágenes.

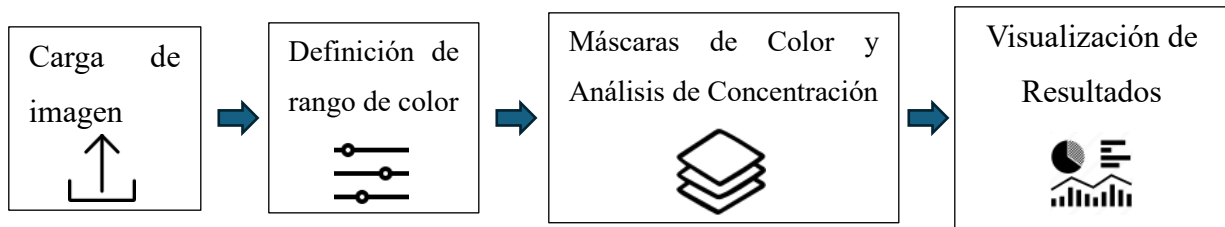


Ilustración 38 Metodología del procesamiento de imágenes Fuente: (Elaboración propia).

- **Carga de Imagen y Conversión a HSV:** La aplicación permite al usuario cargar una imagen y la convierte al espacio de color HSV, optimizado para la detección de tonos específicos asociados con distintos niveles de corrosión.
- **Definición de Rangos de Color:** Se definieron rangos específicos en el espacio HSV para identificar los colores asociados a diferentes concentraciones de corrosión (alta, media y baja). Esto incluye la creación de máscaras para los colores verde (alta concentración), rojo (media concentración) y azul (baja concentración).
- **Máscaras de Color y Análisis de Concentración:** Cada máscara filtra la imagen para resaltar únicamente los píxeles en el rango correspondiente, produciendo una imagen que muestra las áreas afectadas por corrosión. Posteriormente, se calculan los porcentajes de píxeles de cada color para cuantificar visualmente el nivel de corrosión en la imagen.
- **Visualización de Resultados:** La aplicación muestra los resultados en una ventana adicional, donde se presenta la imagen original, las máscaras procesadas y un gráfico de pastel que permite al usuario visualizar la distribución porcentual de los niveles de corrosión. Cada área de color en el gráfico representa el porcentaje de área afectada por el respectivo nivel de corrosión.

Código Fuente y Componentes del Análisis de Corrosión:

El código fuente de la aplicación está compuesto de diversas funciones y bibliotecas que facilitan la manipulación de imágenes, la creación de máscaras de color, el procesamiento de estas máscaras y la visualización de resultados. A continuación, se describe cada sección del código y su función en el sistema:

En la Ilustración 39 se puede observar la configuración de la Interfaz Gráfica con Tkinter:

```
import tkinter as tk

from tkinter import Toplevel, filedialog,
messagebox, Menu
```

Ilustración 39 Configuración de la Interfaz Gráfica con Tkinter Fuente: (Elaboración propia).

La biblioteca Tkinter es el núcleo de la interfaz gráfica de la aplicación. En este código, Tkinter crea ventanas, cuadros de diálogo y menús. La ventana principal permite al usuario seleccionar una imagen a través de un cuadro de diálogo de archivos (`filedialog`), y al presionar el botón de análisis, se muestra una ventana emergente (`Toplevel`) para presentar los resultados.

Carga y Conversión de Imágenes con PIL y OpenCV:

En la Ilustración 40 se pueden observar las librerías empleadas para la carga y análisis de cada imagen.

```
from PIL import Image, ImageTk

import cv2
```

Ilustración 40 Librerías importadas de Open Cv Fuente: (Elaboración propia).

La biblioteca PIL permite cargar imágenes en formatos estándar (como PNG o JPEG), y convertirlas a un formato visual compatible con Tkinter (`ImageTk.PhotoImage`). Luego, OpenCV convierte estas imágenes al formato BGR y HSV, facilitando el procesamiento de colores en los siguientes pasos. El código realiza las siguientes operaciones:

- **Resize:** Redimensiona la imagen para mantener una vista uniforme.
- **Conversión a OpenCV y a HSV:** La imagen se convierte a formato OpenCV y luego al espacio de color HSV, el cual es ideal para la detección de colores específicos en el procesamiento de imágenes.

Definición de Rangos de Color para la Corrosión:

En la Ilustración 41 se puede observar las coordenadas empleadas en el sistema RGB para la identificación de colores que se utilizaron.

```
verBajo = np.array([35, 52, 72], np.uint8)
verAlto = np.array([85, 255, 255], np.uint8)
rojo_bajo1 = np.array([0, 0, 255], np.uint8)
rojo_alto1 = np.array([0, 0, 255], np.uint8)
rojo_bajo2 = np.array([100, 0, 0], np.uint8)
rojo_alto2 = np.array([132, 255, 255], np.uint8)
azul_bajo = np.array([10, 60, 100], np.uint8)
azul_alto = np.array([50, 255, 255], np.uint8)
```

Ilustración 41 Código de colores RGB utilizada Fuente: (Elaboración propia).

Se establecen rangos de color en el espacio HSV para identificar tres categorías de corrosión:

- **Verde (Alta Concentración):** Representa áreas con alta concentración de corrosión.
- **Rojo (Media Concentración):** Usa dos rangos de HSV para capturar diferentes tonos de rojo, que corresponden a niveles intermedios de corrosión.
- **Azul (Baja Concentración):** Representa áreas de baja concentración de corrosión.

Creación y Aplicación de Máscaras de Color:

En la Ilustración 42 se pueden observar cómo se codificaron las máscaras que muestran los colores definidos anteriormente.

```
maskGreen = cv2.inRange(frameHSV, verBajo, verAlto)
maskRed1 = cv2.inRange(frameHSV, rojo_bajo1, rojo_alto1)
maskRed2 = cv2.inRange(frameHSV, rojo_bajo2, rojo_alto2)
maskRed = cv2.add(maskRed1, maskRed2)
maskBlue = cv2.inRange(frameHSV, azul_bajo, azul_alto)
```

Ilustración 42 Codificación de las máscaras de color Fuente: (Elaboración propia).

Las máscaras se crean usando `cv2.inRange`, una función de OpenCV que establece los píxeles de la imagen en blanco (1) si están dentro del rango de color y en negro (0) si no lo están. De esta forma, cada máscara (`maskGreen`, `maskRed`, `maskBlue`) representa áreas en la imagen con niveles específicos de corrosión.

Visualización de Máscaras en Tkinter:

Cada máscara procesada se convierte a formato RGB para visualizarse en Tkinter. El Label de Tkinter muestra las máscaras en la ventana de resultados, junto a la imagen original. El código se puede visualizar en la Ilustración 43.

```
img_cv_tk = ImageTk.PhotoImage(Image.fromarray(cv2.cvtColor(img_cv,
cv2.COLOR_BGR2RGB)))

maskGreenVis_tk =
ImageTk.PhotoImage(Image.fromarray(cv2.cvtColor(maskGreenVis,
cv2.COLOR_BGR2RGB)))

maskRedVis_tk =
ImageTk.PhotoImage(Image.fromarray(cv2.cvtColor(maskRedVis,
cv2.COLOR_BGR2RGB)))

maskBlueVis_tk =
ImageTk.PhotoImage(Image.fromarray(cv2.cvtColor(maskBlueVis,
cv2.COLOR_BGR2RGB)))
```

Ilustración 43 Código utilizado para la visualización de los colores RGB empleados Fuente: (Elaboración propia).

Cálculo de Porcentajes de Corrosión:

Estos cálculos cuantifican la corrosión en términos porcentuales. La función `cv2.countNonZero` cuenta los píxeles blancos (1) en cada máscara, que luego se comparan con el total de píxeles para determinar el porcentaje de cada nivel de corrosión, esta parte del código se muestra en la Ilustración 44.

```
total_pixels = maskGreen.size

green_pixels = cv2.countNonZero(maskGreen)

red_pixels = cv2.countNonZero(maskRed)

blue_pixels = cv2.countNonZero(maskBlue)

porcentaje_verde = (green_pixels / total_pixels) * 100

porcentaje_rojo = (red_pixels / total_pixels) * 100

porcentaje_azul = (blue_pixels / total_pixels) * 100

porcentaje_otros = 100 - (porcentaje_verde + porcentaje_rojo +
porcentaje_azul)
```

Ilustración 44 Código del conteo de pixeles de cada color definido Fuente: (Elaboración propia).

Generación de un Gráfico de Pastel con Matplotlib:

Este gráfico proporciona una representación visual del análisis de corrosión mediante un gráfico de pastel, mostrando el porcentaje de cada nivel de corrosión. FigureCanvasTkAgg integra el gráfico de Matplotlib en la interfaz Tkinter, permitiendo al usuario observar de forma clara la distribución de áreas afectadas. El código que se encarga de hacer esta labor se muestra en la Ilustración 45.

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(6, 4), dpi=100)

etiquetas = ['Alta Concentración', 'Media Concentración', 'Baja
Concentración', 'Otras Áreas']

valores = [porcentaje_verde, porcentaje_rojo, porcentaje_azul,
porcentaje_otros]

ax.pie(valores, labels=etiquetas, autopct='%1.1f%%',
startangle=90)

fig.tight_layout()

canvas = FigureCanvasTkAgg(fig, master=ventana_resultado)

canvas.draw()

canvas.get_tk_widget().grid(row=1, column=0, padx=10, pady=10)
```

Ilustración 45 Código de generación de grafico de pastel Fuente: (Elaboración propia).

- **Interacción del Usuario y Manejo de Eventos:** La aplicación facilita la interacción mediante una estructura intuitiva:
- **Selección de archivos:** A través de `filedialog.askopenfilename`, el usuario puede seleccionar imágenes almacenadas.
- **Mostrar Resultados:** La ventana de resultados (Toplevel) muestra las imágenes procesadas y el gráfico de pastel tras la ejecución del análisis.
- **Mensajes y Alertas:** Con `messagebox`, la aplicación alerta al usuario sobre errores de carga o análisis.

Análisis Detallado del Código y su Estructura:

Cada componente está diseñado para realizar una tarea específica de la siguiente forma:

- **Función `analizar_archivo_aus`:** Lleva a cabo la mayoría del procesamiento de imágenes y la visualización de resultados. Su estructura modular permite ajustes rápidos, como añadir otros colores de corrosión o mejorar el procesamiento.
- **Modularidad y Extensibilidad:** Este diseño modular permite agregar nuevas funcionalidades, como la clasificación de corrosión o la mejora de la interfaz gráfica sin modificar la estructura principal.

Conclusión Técnica:

La aplicación desarrollada constituye un sistema de inspección visual basado en procesamiento de imágenes, con una interfaz gráfica de fácil uso. Su estructura modular permite que el sistema sea extensible y adaptable para otras tareas de análisis visual.

3.3.2.5.- Validación del Sistema Inteligente Realizado:

Los resultados derivados de la matriz de confusión y del reporte de clasificación permiten concluir que la red neuronal convolucional desarrollada presenta un desempeño sobresaliente en la tarea de clasificación de imágenes de tubos con corrosión y sin corrosión. Con una precisión general del **98%**, el modelo demuestra una alta capacidad para identificar ambas clases con un margen de error mínimo, tal y como se muestra en la Ilustración 46.

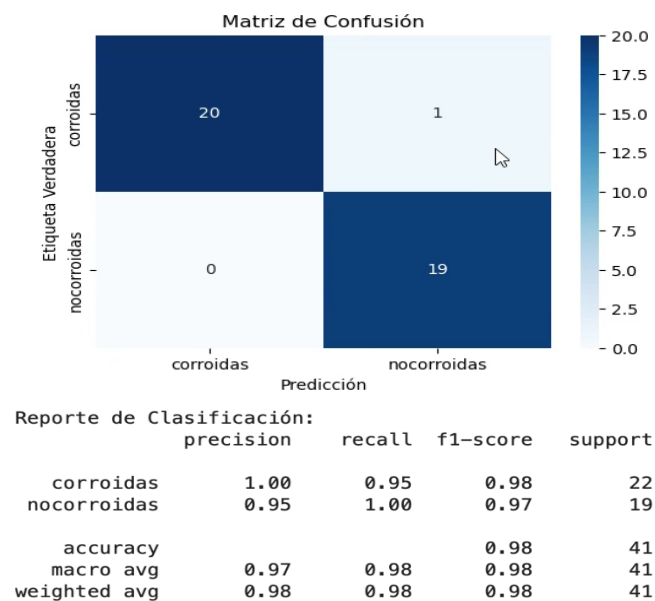


Ilustración 46 Comprobación estadística a través de una matriz de confusión del porcentaje de precisión del modelo Fuente: (Elaboración propia).

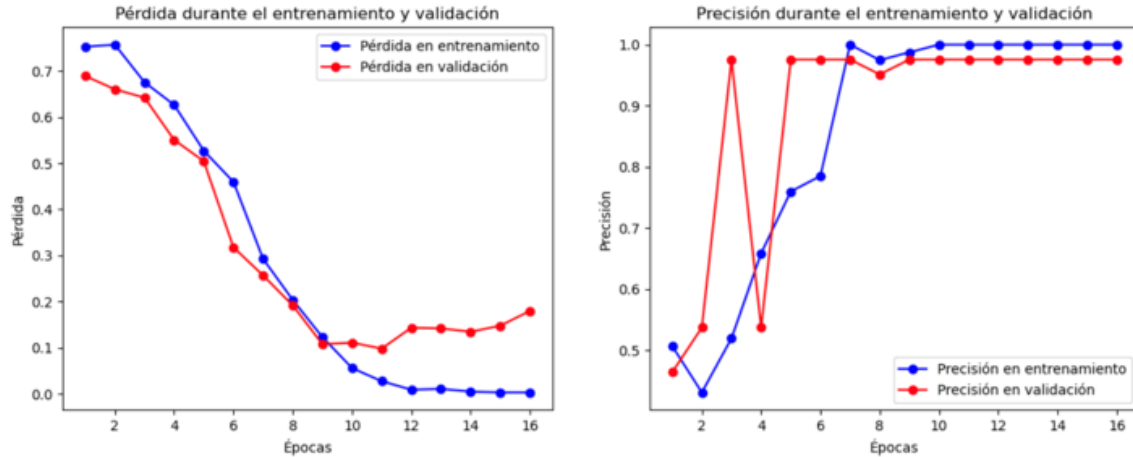
De manera específica, se observa que:

- La clase **corroídas** alcanzó una **precisión del 100%** y un **recall del 95%**, lo que indica que todos los casos clasificados como corroídas fueron correctos; sin embargo, existieron algunos casos que no fueron identificados correctamente como tales (falsos negativos).
- La clase **no corroídas** obtuvo un **recall del 100%** y una **precisión del 95%**, lo que asegura que todos los tubos sin corrosión fueron identificados adecuadamente, aunque se registraron algunos casos incorrectamente clasificados como pertenecientes a esta categoría (falsos positivos).

El **F1-score promedio de 0.98** confirma un balance adecuado entre precisión y sensibilidad, lo que valida la robustez del modelo frente a datos de validación.

3.3.2.5.1- Conclusiones: Relación entre precisión y pérdida

- La **precisión** indica qué porcentaje de las predicciones son correctas.
- La **pérdida** evalúa la calidad de las probabilidades predichas, lo que afecta la confianza del modelo en sus decisiones (En la Ilustración 47 se muestra el grafico estos dos parámetros).



Precisión en datos de validación: 97.56%

Pérdida en datos de validación: 0.0977

Ilustración 47 Gráficas de pérdida y precisión del modelo Fuente: (Elaboración propia).

En este caso:

- La alta precisión (97.56%) demuestra que el modelo es efectivo en clasificar imágenes correctamente.
- La baja pérdida (0.0977) confirma que el modelo también es confiable al asignar probabilidades cercanas a las verdaderas clases

3.3.2.6.- Diseño de experimentos para Simulación Montecarlo:

“La Simulación de Monte Carlo (SMC) es una poderosa herramienta que toma en cuenta y cuantifica la incertidumbre heredada en la ponderación de los criterios de los encuestados. Se utiliza en este estudio para determinar la condición de la tubería a través de una serie de iteraciones” (El-Abbasy et al., 2015). La SMC es una aplicación de métodos analíticos, para determinar parámetros probabilísticos aleatorios a partir de entradas conocidas. “La simulación Monte Carlo es una alternativa ampliamente aplicada a los métodos analíticos para determinar parámetros de la distribución de salida en función de los valores generados aleatoriamente a partir de distribuciones de entrada conocidas” (Shabarchin & Tesfamariam, 2016). “Se aplica la técnica de simulación Monte Carlo para verificar los resultados del método analítico. También se realiza un estudio paramétrico para identificar los factores que inciden en la falla por defectos” (Mahmoodian & Li, 2015).

El propósito de realizar este estudio económico empleando simulación Montecarlo es analizar el impacto económico que puede llegar a tener el trabajo realizado, teniendo como base de datos los costos de operación y mantenimiento del primer trimestre (enero, febrero y marzo) del año 2018, de una industria petrolera. Se plantean dos posibles escenarios para cada mes, un escenario realista el cual contempla los gastos producidos por el fenómeno de corrosión y un escenario idóneo el cual no cuenta con los gastos de mantenimiento por corrosión. Estos dos escenarios sirven como medio comparativo para cada uno de los tres meses analizados y de esa forma tener una perspectiva de como puede influir a nivel económico la implementación de este trabajo en la industria de gas y petróleo en México, analizando los ingresos y pérdidas totales, así como la comparativa de las ganancias mensuales de los escenarios realistas contra los escenarios idóneos planeados en la simulación.

Para poder simular los escenarios planteados donde la rentabilidad de la industria de petróleo y gas se vean incrementadas, se realizó un análisis de riesgo y validación de alternativas mediante el software @Risk. Los escenarios analizados utilizados para calcular las fluctuaciones por distribución y venta de hidrocarburos son de los periodos de enero, febrero, y marzo del 2018 (se enfocan en estos años dada a la base de datos proporcionada por la empresa). Se consideran parámetros determinísticos como:

- Costos e ingresos de transporte.
- Impuestos aduaneros sobre las ventas internacionales de hidrocarburos.
- Días inactivos del mes (fuera de operación).
- Inflación.
- Pérdidas (incidentes, derrames o producto no transportado).
- Costos de mantenimiento a los sistemas de transporte por ducto.

3.3.2.6.1.- Simulación Montecarlo – Desarrollo de experimentos:

Cabe mencionar que para la creación de experimentos donde se llevaron a cabo las iteraciones que dieron como resultados todos los análisis, gráficos y escenarios son basados en el trabajo “Decision support system to evaluate a vandalized and deteriorated oil pipeline transportation system using artificial intelligence techniques. Part 2: analysis of the operational and economic risk”, el cual es un trabajo que se tiene como base de apoyo de estudio para la realización de experimentos en SMC. El diseño de experimentos que se realizó consta 10 simulaciones con 1000 iteraciones, el cual fue el diseño de experimentos idóneo para este estudio debido a que las distribuciones de probabilidades y los resultados obtenidos son los más coherentes y acertados en opinión de los expertos que apoyaron en el análisis de datos. En la SMC se calcula la cantidad que se espera transportar cada mes realizando suma de las integradas, sin embargo, la empresa considera como pérdidas los productos no transportados o derramados (las cantidades simuladas y calculadas de valor monetario son en dólares).

“La morfología de la corrosión en tuberías bajo efectos atmosféricos, acuáticos y terrestres se puede dividir en tres clasificaciones” (Zhang et al. 2019). A continuación, se presenta fórmulas que fueron empleadas en las bases de datos analizadas para la SMC, para el cálculo para predicciones del factor de comportamiento que puede llegar a tener la corrosión en los PTS, así como los modelos de incertidumbre de los modelos por mantenimiento.

Formulación por corrosión por picadura: cuando la corrosión por picaduras se produce en la región local de la superficie de la tubería, pero el resto es no corroído. La

función de estado límite para el modo de corrosión por picaduras (PC) grammoordenador personal(X) se define mediante la siguiente ecuación” (Abyani y Bahaari 2020):

$$g_{LB}(X) = 0.8t - d \dots \dots \dots \text{Ec. 1}$$

En la ecuación 1, los valores correspondientes a t y d denotan el espesor de la pared de la tubería y la profundidad del defecto, respectivamente. Mientras que La función de estado límite para el defecto de ráfaga local (LB) y $g_{LB}(X)$ está determinada por la ecuación. (2):

$$g_{LB}(X) = \left\{ 2m_f S_y \left(\frac{t}{D} \right) \left(\frac{1 - \frac{d}{t}}{1 - \frac{d}{tF}} \right) - Pa \right\} \dots \dots \dots \text{Ec. 2}$$

En la ecuación 2 los valores de m_f , S_y , t, d, D, p, y F representan el factor multiplicador, el límite elástico, el espesor de la pared de la tubería, la profundidad del defecto, el diámetro de la tubería, la presión interna que actúa en la sección transversal relevante, el factor de Folia y les la corrosión longitud del defecto. Empleados en la evaluación de la integridad mecánica del ducto en la parte 1 de la investigación (Cid-Galiot et al. 2022).

Formulación de corrosión uniforme por ruptura: Esto ocurre principalmente en las tuberías de la superficie donde la pérdida de metal es considerable, ocasionando que el espesor de la pared de la tubería no puede permitirse transporte de hidrocarburos de forma eficiente y que cumpla con las demandas esperadas. La función que representa el estado límite para el defecto de corrosión uniforme es $g_{UC}(x)$ obtenido por la ecuación 3.

$$g_{UC}(X) = P_{rp} - P_a \dots \dots \dots \text{Ec. 3}$$

“Cada una de las tres funciones de estado límite consideradas $P(g(x) < 0)$ es igual a la probabilidad de falla debido a los efectos de la corrosión y $P(g(x) \geq 0) = 1 - P(g(x) < 0)$ es igual a la confiabilidad de la tubería corroída. Se modelan las propiedades estadísticas de las variables aleatorias influyentes y sus correspondientes funciones de estado límite para simular su comportamiento mediante SMC” (Cid-Galiot et al. 2022).

“Finalmente, los flujos de efectivo de los escenarios de mantenimiento y la función de costo anual uniforme equivalente de cada escenario de mantenimiento se calculan utilizando SMC. Se calculó utilizando los datos de costos anteriormente; el valor económico equivalente de cada escenario normalmente se calculaba utilizando el valor actual neto, sin embargo, los flujos de efectivo de los escenarios de mantenimiento y la función de costo anual uniforme equivalente se utilizó para escenarios con diferentes vidas útiles” (Parvizsedghy et al. 2015). Los flujos de efectivo de los escenarios de mantenimiento y la función de costo anual uniforme equivalente se calcularon mediante la conversión del valor actual neto a un valor anual constante durante la vida útil del SMC y se empleó para abordar las incertidumbres en la inflación de los y los efectos del precio de venta. Se utilizaron las ecuaciones (4), (5) y (6) para calcular los valores probabilísticos de valor presente neto y los flujos de efectivo de los escenarios de mantenimiento y la función de costo anual uniforme equivalente:

$$\widetilde{NPV} = \sum_{t=1}^n \widetilde{Ct} \left(\frac{P}{F}, \tilde{I}, t \right) = \sum_{t=1}^n \widetilde{Ct} x \frac{1}{(1+\tilde{I})^t} \dots \text{Ec. 4}$$

$$\widetilde{EUAC} = \widetilde{NPV} = \left(\frac{A}{P}, \tilde{I}, n \right) \dots \text{Ec. 5}$$

Donde $\widetilde{NPV}$ es la función de distribución de probabilidad del valor presente neto del flujo de caja bajo evaluación, $\widetilde{Ct}$ es la función de distribución de probabilidad de los componentes de mantenimiento del costo total en el año t , n es la vida útil del oleoducto en años, la función de distribución de probabilidad del precio de venta del barril de hidrocarburo previsto durante la vida útil del oleoducto.

3.3 Conclusión

En este capítulo se inicia explicando rasgos generales de la metodología empleada para el desarrollo de este trabajo, el cómo se emplearon los procesos metalográficos para la preparación de las muestras a utilizar para los análisis de prueba de dureza, así mismo del uso de la cromatografía de gases para el análisis del crudo.

También de detalle la parte del análisis metalográfico y de microscopia para la creación de una base de datos empleada posteriormente para el procesamiento de imágenes, todo esto para proseguir con el desarrollo e identificación de variables de mayor impacto, donde no solo se identificó que elementos son de importancia para el sistema, si no que se explicó el desarrollo de la codificación perteneciente al sistema inteligente desarrollado y para determinar el índice de eficiencia el cual fue evaluado por una matriz de confusión, dando un 98% de eficiencia del sistema. Dado al desempeño del modelo realizado, se procedió a realizar el diseño de experimentos para Simulación Montecarlo, con el fin de obtener el impacto económico que puede representar el trabajo realizado en esta investigación.

Capítulo 4: Resultados

4.1 Introducción

Este capítulo se enfocó en la implementación, la cual está constituida por la fase final de la metodología propuesta para el desarrollo de “Sistema Inteligente para determinar comportamientos de Corrosión a través de Microscopia y Metalografía” mediante el apoyo de aplicaciones como Jupyter Notebook, Jupyter Lab y otras herramientas del software Payton, así mismo se muestra los resultados del análisis económico realizado SMC, posibilitando el impacto financiero que puede llegar a tener el proyecto de ser implementado en la industria del gas y petróleo.

4.2 Resultados de los Estudios de campo y Análisis de laboratorio

4.2.1.- Pruebas de dureza y análisis por Cromatografía de gases.

Las pruebas de dureza Rockwell y Vicker’s fueron empleadas con el propósito de comprobar que la integridad mecánica de las muestras analizadas estaba comprometida, dando como resultado un total de 16 lecturas que indicaban la dureza interna del material que promediaba 86.775 HBR (Dureza Brinell), el cual al ser un acero API 5L X65 este debe poseer una dureza de 94 HBR aproximadamente, y al compararlo con los valores establecidos por la ASTM E-140 nos indica que el material analizado posee una pérdida de la integridad mecánica del 7.686%, el cual es un indicativo que el material a sido afectado por el fenómeno de corrosión.

Los análisis cromatográficos fueron realizados a los hidrocarburos que transportaba los PTS de los cuales se obtuvieron las muestras empleadas en los estudios de campo. Los estudios realizados por cromatografía de gases tenían el propósito de comprobar que la pérdida de integridad mecánica del material analizado, eran ocasionados por agentes corrosivos y esto se comprobó al identificar la presencia de naftenos y parafinas, siendo específicos, se comprobó la presencia Metilciclohexano, Heptano y Hexano que son compuestos que causan corrosión y pérdida de dureza en la integridad mecánica de los

materiales. Con estos dos análisis (pruebas de dureza Rockwell y Vicker's y cromatografía de gases) fue posible respaldar que las muestras empleadas en este estudio realmente poseían daños en su integridad mecánica y que esta degradación era producida por el fenómeno de corrosión verificada por los compuestos encontrados en el análisis de cromatografía por gases realizada a los hidrocarburos que transportaba los PTS estudiados.

4.2.2- Análisis Metalográfico y Microscópico.

Del análisis metalográfico y microscópico fue posible obtener la base de datos la cual fue empleada para el procesamiento de imágenes, debido a que el análisis metalográfico ayudo mediante la aplicación del ataque químico a que el material analizado muestre los componentes que son de interés para el estudio, en este caso, los componentes de ferrita y austenita que son compuestos que ayudan a identificar los comportamientos generacionales de la corrosión, así como las partes blandas y duras del material, al mismo tiempo que muestra si la parte del material estudiado posee corrosión o no. El análisis microscópico ayudo a la captura de imágenes, las cuales serían empleadas para un procesamiento de imágenes el cual se dividiría en imágenes RGB, binarias y a escala de grises, todo esto para la obtención de una base de datos de aproximadamente 140 imágenes, el cual el sistema inteligente realizado pudiera analizar.

4.3 Funcionamiento del sistema inteligente

4.3.1-Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión.

Con la finalidad de cumplir el objetivo de desarrollar un sistema inteligente para determinar comportamientos de corrosión a través de microscopia, metalografía y potenciales de suelos, el cual sirve de apoyo para la toma de decisiones por medio de la identificación de las partes más afectadas del sistema de transporte por ducto con deterioro mecánico en las regiones de Puebla y Veracruz.

El sistema inteligente está compuesta por una interfaz la cual brinda las opciones de un análisis por tratamiento de imágenes RGB (el cual es un tratamiento que consiste en la segmentación, ponderación la cual corresponde a un color que va en una escala de 0 a 255, siendo el 0 un valor correspondiente al negro y 255 un valor representante del blanco, y los valores correspondientes entre esas escalas representando un color que estén compuesto por el rojo, verde o azul), otra opción por tratamiento de imágenes binarias (las imágenes son segmentados únicamente en color negro y blanco, donde en este trabajo las partes de interés son de color blanco), y un último apartado que mediante el uso de una red neuronal convolucional y un tratamiento de imágenes a escala de grises, el programa pueda identificar si la imagen analizada es correspondiente a un segmento del sistema de transporte por ducto corroída o sin los efectos del fenómeno de corrosión.

4.3.2.-Uso de la interfaz del Sistema Inteligente para determinar comportamientos generacionales de Corrosión.

La interfaz consta de tres elementos el cual cada uno representa un diferente tipo de análisis por tratamiento de imágenes.

- El primer botón “Análisis RGB” tiene la función de mostrar el análisis RGB que se puede realizar a las diferentes imágenes capturadas por el usuario,
- El segundo botón “Análisis Binario” realiza un tratamiento de imágenes binarias el cual tiene el propósito de solo mostrar la dualidad de una imagen que solo este conformada por los colores blanco y negro,

- El último botón “Análisis IA” se emplea el uso de una red neuronal convolucional que con la ayuda de tratamiento de imágenes por escala de grises es capaz de identificar y clasificar si la imagen mostrada es de un PTS corroído o no.

En la Ilustración 48 se puede observar la interfaz con las opciones mencionadas el cual cada opción está interpretada por un botón de activación.

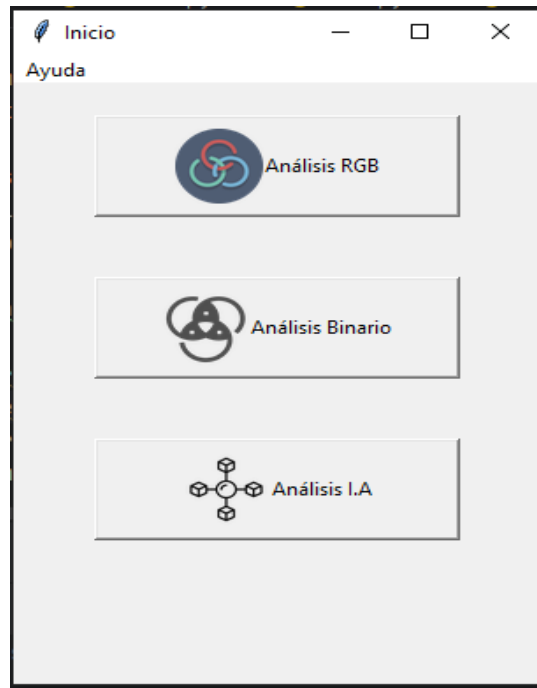


Ilustración 48 Interfaz del sistema inteligente de apoyo en decisiones en corrosión sobre PTS. (Fuente: Elaboración propia).

Al seleccionar la opción de análisis RGB se despliega una ventana donde se puede analizar dos tipos de elementos el cual es la Ferrita y la Austenita. Tanto la opción de Ferrita como de Austenita abren la carpeta donde se encuentran las imágenes que se desean analizar (cabe mencionar que cada usuario elige y establece la carpeta donde se almacenaran las imágenes a las cuales se les realizara el procesamiento de imágenes, por lo tanto, se recomienda que se cree una carpeta en el escritorio con las imágenes para que al momento de seleccionar la imagen que se desea analizar, esta se encuentre en un lugar del ordenador de fácil acceso con el fin del que el usuario no tenga problemas buscando los archivos), y una vez seleccionado el archivo de imagen que se desea analizar el programa automáticamente despliega una interfaz donde muestra la subclasificación de cada elemento.

El cómo funciona la interpretación del análisis RGB en este software se explica en la sección “4.3.2.1.- Sistema Inteligente – Análisis RGB” y en la Ilustración 49 se puede observar las ventanas y opciones que brinda el programa con el análisis RGB.

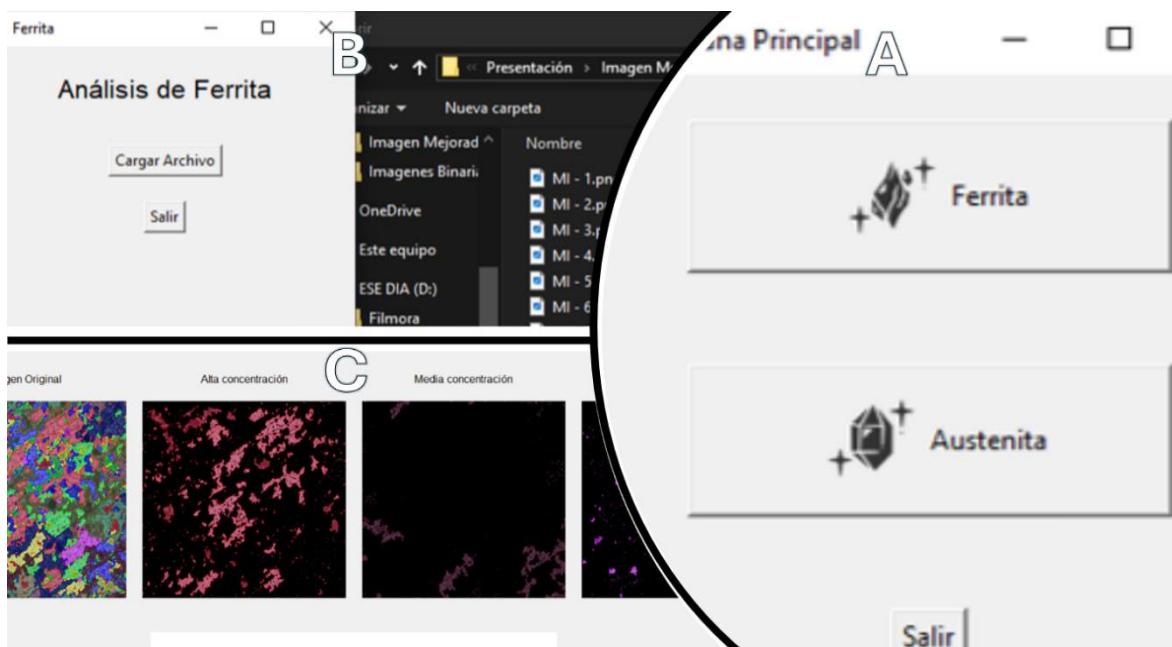
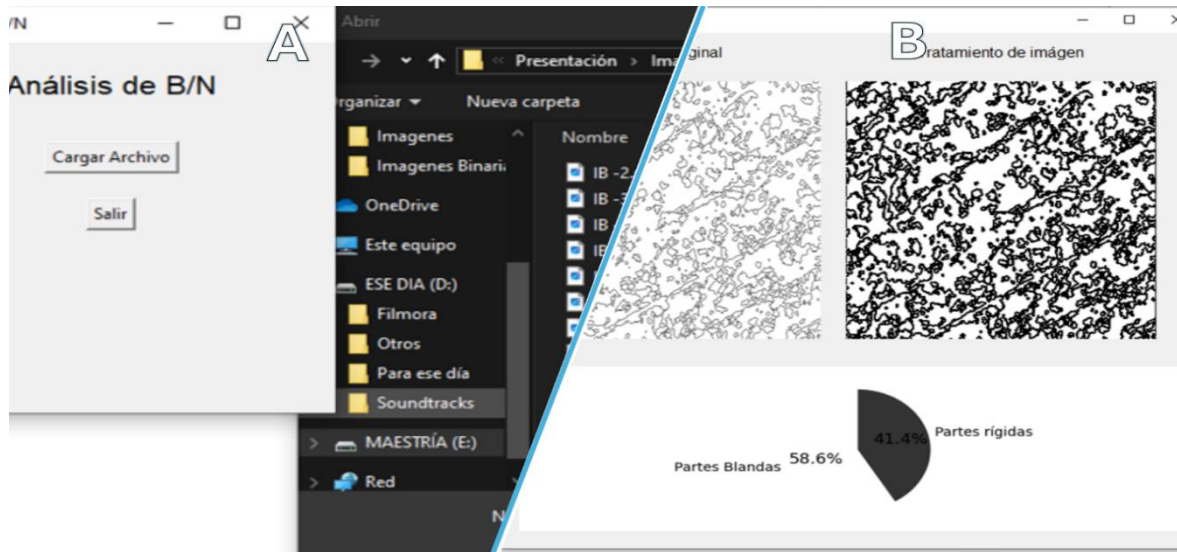
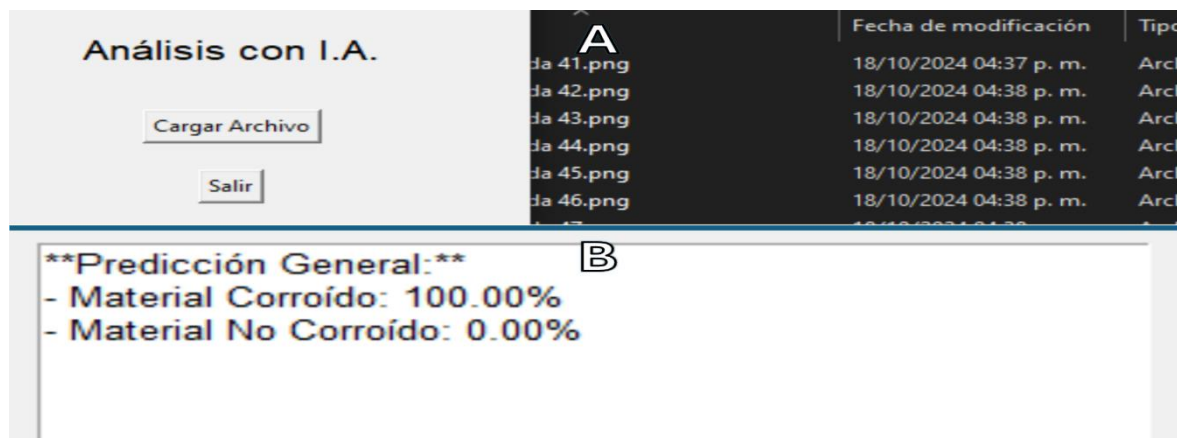


Ilustración 49 A) Opciones de análisis a Ferrita y Austenita B) Selección del archivo para el análisis RGB C) Subclasificación realizada por el sistema. (Fuente: Elaboración propia).

Al seleccionar la opción de análisis binaria se despliega una ventana donde se da la opción de cargar la carpeta donde se encuentran las imágenes que se desean analizar (cabe mencionar que cada usuario elige y establece la carpeta donde se almacenaran las imágenes de la misma forma como ya se estableció en la parte de análisis RGB), y una vez seleccionado el archivo de imagen que se desea analizar el programa automáticamente despliega una interfaz donde muestra una la imagen analizada como un gráfico donde indica el porcentaje de las partes blandas como la tanto las partes rígidas del material. El cómo funciona la interpretación del análisis binario en este software se explica en la sección “4.3.2.2.- Sistema Inteligente – Análisis Binario” y en la Ilustración 50 se puede observar las ventanas y opciones que brinda el programa con el análisis binario.



La opción de análisis I.A despliega un menú el cual despliega el navegador del dispositivo para buscar y seleccionar la imagen que se desea analizar, una vez seleccionada la imagen el programa indica si dicha imagen presenta corrosión en el material. Esto se muestra en la Ilustración 51.



4.3.2.1.- Sistema Inteligente – Análisis RGB

“En primer lugar, se establece un umbral y se binariza la imagen, luego se toma el punto central de la imagen para el crecimiento de la región y se filtra la información innecesaria. Posteriormente, los píxeles que cumplen las condiciones se ajustan mediante el método de mínimos cuadrados, y la intersección y el ángulo que se obtienen de las líneas”

(Yin, 2021). “Este método detecta defectos de forma automática y eficaz en tuberías industriales basado en el procesamiento de imágenes. Aunque la mayoría de los enfoques basados en imágenes se centran en la precisión de la detección de fallas” (Alam et al., 2014).

El sistema RGB en este proyecto tiene la aplicación de identificar dos elementos que determinan el estado mecánico del material analizado. Los elementos analizados son la Ferrita y la Austenita ya que la presencia de estos elementos indica las partes blandas y duras que posee el material.

4.3.2.1.1.- Análisis RGB - Ferrita

La presencia de Ferrita en el material es un indicio que el material está perdiendo la propiedad mecánica de dureza, lo que indica un desgaste en el acero analizado, ese desgaste puede extenderse al punto de crear filtraciones en los PTS, de ahí la importancia de identificar la presencia de este elemento. La Ferrita indica un acero dulce, es decir, un acero con bajo contenido de carbono, lo que significa que es un acero maleable y dúctil con una resistencia a la tracción por debajo de la media en aceros convencionales.

El sistema inteligente realiza una subclasificación dependiendo de la concentración de la Ferrita que presente el material, en la Ilustración 52 se muestra el cómo el programa clasifica cada fase de la ferrita.

- **Ferrita alta concentración:** Este apartado indica un estado puro de la Ferrita, lo que indica que es una de las partes más blanda del material la cual es propensa a sufrir una falla mecánica del material a nivel estructural como podría ser el agrietamiento. La Ferrita con alta concentración se identifica con el color rojo en la clasificación que realiza el programa.
- **Ferrita media concentración:** La Ferrita a media concentración indica una falta de la propiedad mecánica de dureza en el material, estas zonas deben estar bajo observación ya que es un punto de transición a convertirse en Ferrita a alta concentración lo que indicaría mayores partes blandas en el material. La Ferrita a media concentración se identifica con el color carmesí en la clasificación que realiza el programa.
- **Ferrita baja concentración:** Que la Ferrita tenga la clasificación de baja concentración significa que las propiedades mecánicas de dureza están presentes en esas zonas, sin embargo, no a un punto que se pueda considerar una parte dura y alta en carbono. Esta parte ha sido afectada por la corrosión y está en un punto de pérdida

de dureza. La Ferrita a baja concentración se identifica con el color rosa en la clasificación que realiza el programa.

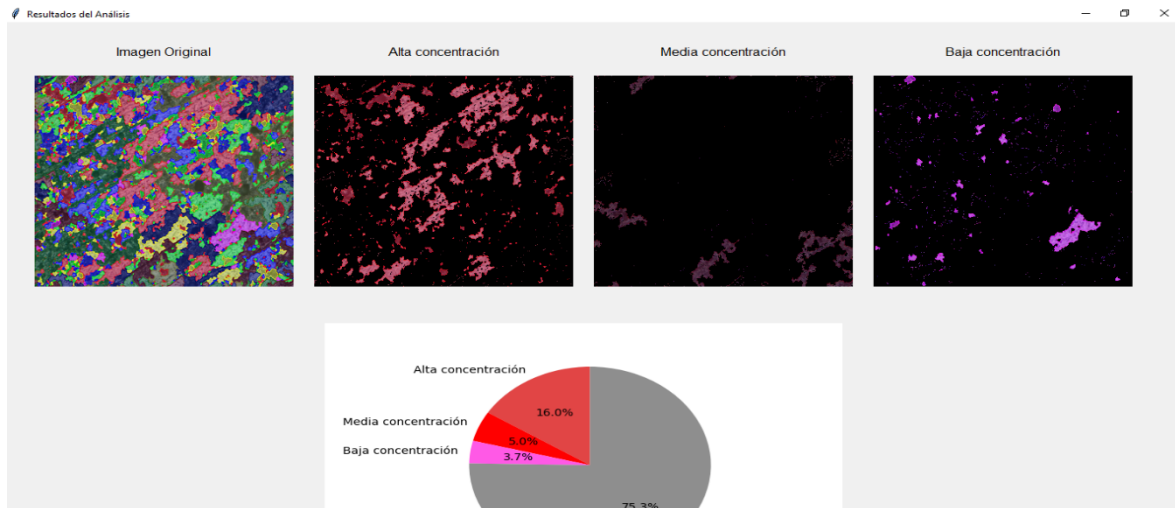


Ilustración 52 Clasificación de los tipos de concentración de Ferrita identificados por el Sistema Inteligente de apoyo a la decisión. (Fuente: Elaboración propia).

Nota: Que exista una presencia de Ferrita a alta concentración ya es un indicio que se debe prestar mantenimiento a esas zonas ya que lo contrario se pueden producir fallas mecánicas que provoquen derrames, faltas de presión al transportar los hidrocarburos, entre otras complicaciones. El que tan alto sean los niveles de Ferrita presente en los ductos, indicaran la importancia y urgencia de atender esas zonas.

4.3.2.1.2.- Análisis RGB - Austenita

La Austenita indica que la dureza presente en el material no ha sido alterada, lo que significa que estas partes no han sido afectadas por el fenómeno de corrosión, pero a pesar de eso, dependiendo de la concentración de Austenita presente en cada zona puede ser un indicativo de la pérdida de carbono en el acero, siendo una parte poco rígida y con presencia de desgaste.

El identificar que partes ya no son Austenitas a alta concentración es importante ya que es un indicio de la presencia de agentes corrosivos que están afectando al material. Al igual que la Ferrita, el sistema realiza una subclasificación según la concentración de Austenita

que presente el material, en la Ilustración 53 se muestra el cómo el programa clasifica cada fase de la Austenita.

- **Austenita alta concentración:** La Austenita en altas concentraciones indica un estado de dureza del material casi inalterado, conservando sus propiedades mecánicas de dureza. Es un indicativo que el material se encuentra en buenas condiciones y si hay una gran abundancia de estas zonas, no es necesario brindar atenciones de mantenimiento salvo de observaciones periódicas. La Austenita a alta concentración se identifica con el color Verde en la clasificación que realiza el programa.
- **Austenita media concentración:** La Austenita a media concentración da a conocer que el material está siendo afectado por un agente externo el cual afecta su integridad mecánica, debe prestarse si existe alguna presencia corrosiva que pueda estar afectando al material. La Austenita a media concentración se identifica con el color azul en la clasificación que realiza el programa.
- **Austenita baja concentración:** Que la Austenita se encuentre a niveles de baja concentración confirma que el material a sido afectado por un agente corrosivo y este, está dañando al material al punto que la dureza de este se está perdiendo, es importante tomar medidas para que la integridad mecánica del material. La Austenita a baja concentración se identifica con el color amarillo en la clasificación que realiza el programa.

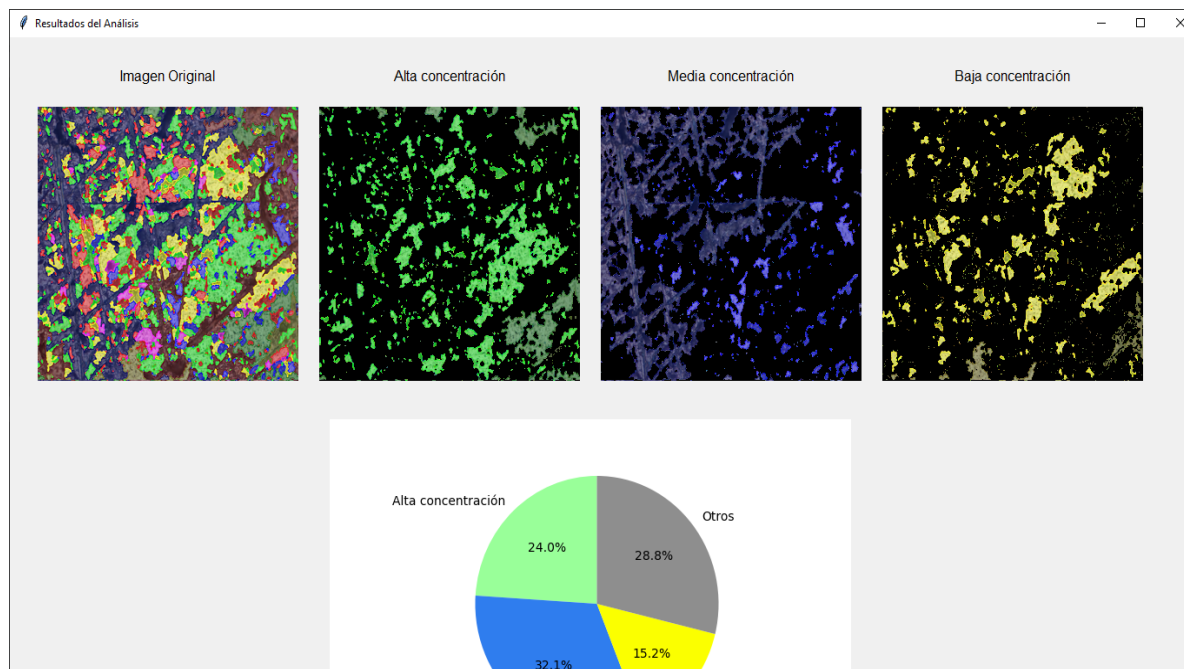


Ilustración 53 Clasificación de los tipos de concentración de Austenita identificados por el Sistema Inteligente de apoyo a la decisión. (Fuente: Elaboración propia).

Nota: Si el material analizado cuenta con un porcentaje aproximado del 50% de Austenita a alta concentración, es un indicativo que las propiedades mecánicas del material no han sido del todo alteradas, sin embargo, es la presencia de la Ferrita el punto de inflexión que decide si es necesario la intervención del personal para brindar mantenimiento a los PTS, dependiendo la cantidad de Ferrita que posea el material se decidirá qué tan urgente e importante será el tipo de mantenimiento brindado al sistema de transporte por ductos.

4.3.2.2.- Sistema Inteligente – Análisis Binario

“Para aplicar el procesamiento de bordes o contornos, se debe realizar sobre una imagen binarizada, ya que esta permite una mejor visualización de los contornos. A partir de estos bordes es como se podrán identificar los tipos o variables de corrosión dependiendo dimensiones y otros aspectos” ([Álvarez Katia et al., 2022](#)). “En primer lugar, se establece un umbral y se binariza la imagen, luego se toma el punto central de la imagen para el crecimiento de la región y se filtra la información innecesaria. Luego, los píxeles que cumplen las condiciones se ajustan mediante el método de mínimos cuadrados, la intersección y ángulo que se obtienen de las líneas” ([Yin, 2021](#)).

El sistema de análisis binario es empleado para identificar directamente cuales son las partes blandas y duras del material, dejando de lado subclasificaciones que pueden indicar una transición de una zona con alta dura a una parte más blanda. En la Ilustración 54 se muestra el cómo el programa clasifica las partes blandas y duras presentes en el material analizado.

- Partes duras: Muestran las zonas cuyas propiedades mecánicas de dureza no han sido afectadas. Las partes duras se identifica con el color negro en la clasificación que realiza el programa.
- Partes blandas: Estas partes han sido afectadas ya sea por el fenómeno de la corrosión u otro agente ambiental que ha alterado las propiedades mecánicas del material pasando de ser un agente con dureza a un material blando. Las partes blandas se identifica con el color blanco en la clasificación que realiza el programa.

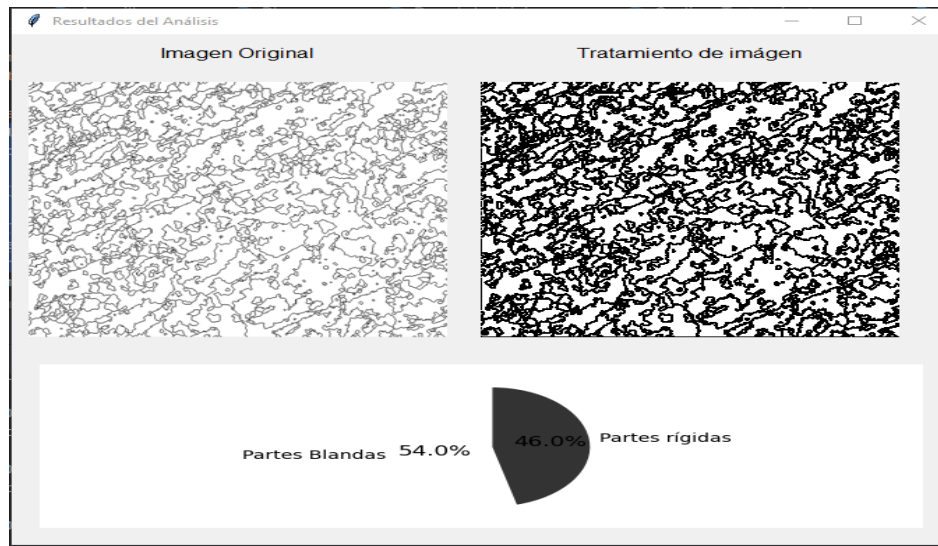


Ilustración 54 Clasificación del análisis binario de las partes blandas y duras identificadas por el Sistema Inteligente de apoyo a la decisión. (Fuente: Elaboración propia).

4.3.2.3.- Sistema Inteligente – Análisis IA

“Generalmente, las redes neuronales están dirigidas a problemas de predicción o reconocimiento de patrones, para los cuales es difícil desarrollar un modelo analítico adecuado. La red neuronal "Back Propagation" es utilizado para el desarrollo de correlaciones entre dos conjuntos conocidos de resultados y datos de entrada. Consta de tres capas de computación interconectadas. elementos llamados neuronas, Cada neurona se caracteriza por una función de transferencia sigmoidea, responsable de la interpretación no lineal ("aprendizaje") de señales de entrada, escaladas entre 0 y 1. La correlación es logrado mediante un procedimiento de ajuste adaptativo ("entrenamiento") de la red conductividades de conexión llamadas pesos” (Nesić et al., 1997). Mediante el uso de una red neuronal convolucional se clasifican imágenes para identificar si el fenómeno de corrosión está presente en el material analizado. Esto se realizó entrenando a la red con una base de datos de 80 imágenes empleadas para entrenamiento, 20 para pruebas y 20 imágenes para la validación de la red neuronal y teniendo una configuración de un número máximo de 20 épocas, una paciencia para EarlyStopping de 5 y la configuración de tamaño de imagen de 128 x 128 pixeles para la normalizar la entrada del modelo. Como resultado de las 20 pruebas de entrenamiento, la CNN fue capaz de identificar y clasificar entre las imágenes corroídas y no corroídas teniendo como resultado que 19 de las 20 fueron analizadas de forma correcta

(en la Ilustración 55 sección C se puede observar esta parte de la clasificación). Una vez validada la red, esta fue capaz de identificar si la imagen que se analizó presentaba el fenómeno de corrosión o no, el cual era el único propósito de este apartado. La predicción del programa se puede visualizar en la Ilustración 55, donde si el programa indica “Material Corroído: 100.00%” es la forma que expresa el sistema que la imagen analizada presenta el fenómeno de corrosión (tal como se muestra en la sección A de la Ilustración 55) y del ser el caso contrario y muestre “Material No Corroído: 100.00%”, el programa esta dando el diagnostico que la imagen analizada no posee el fenómeno de corrosión (como se muestra en la sección B de la Ilustración 55)

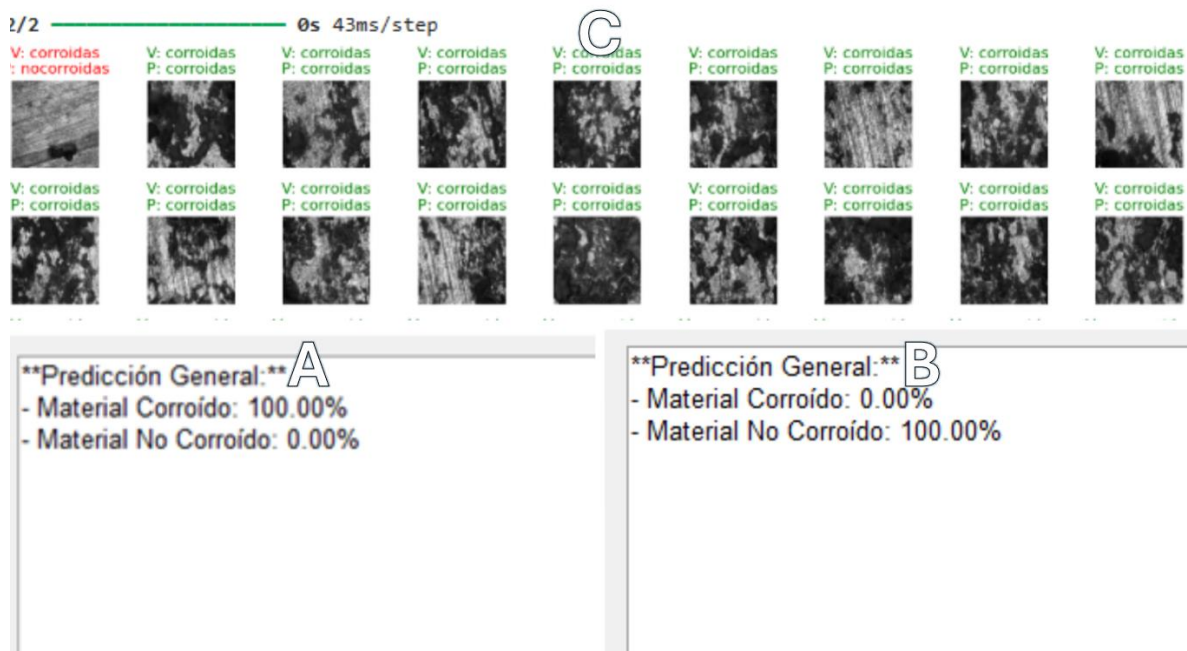


Ilustración 55 Predicciones producto del entrenamiento realizado a la red neuronal convolucional entrenada e implementada al software Fuente: (Elaboración propia).

4.4.-Resultados de análisis por Simulación Montecarlo

4.4.1.-Simulación Montecarlo – Análisis de sensibilidad

Para conocer el grado de incertidumbre que poseen los parámetros empleados en la SMC, se realizaron gráficos de tornado, campana de Gauss y percentiles, uno correspondiente a cada mes analizado (enero, febrero y marzo del año 2023), con la finalidad de determinar los potenciales riesgos que pueden tener un mayor impacto en el proyecto. Los gráficos de tornado son indispensables para la identificación de tareas con un alto grado de incertidumbre el ahí por qué se emplean para esta parte del estudio, los gráficos de campana de Gauss se emplearon para visualizar el comportamiento de los datos analizados y visualizar que los datos no estén dispersos a la media.

4.3.1.1.- Análisis de sensibilidad mes de enero.

En el grafico de tornado que se puede observar en la Ilustración 56 se pueden observar los parametros que fueron empleados como entradas en los procesos de simulación. En el caso del mes de enero se puede observar que los parametros de:

- Entrada baja: Mecanica de ductos – Entrada alta: Escenarios para integridad mecanica de ductos
- Entrada baja: Equipos Auxiliares – Entrada alta: Distribuciones triangulares de los factores que inciden

Son las tareas con mayor rango de valores por millon y grado de incertidumbre tanto en los escenarios pesimistas como en los escenarios optimistas que se pueden observar, lo que significa que esas actividades deben ser sometidas a revisiones para comprender de que forma se pueden disminuir dichos rangos y ajustar mas sus estimaciones. Nota: La entrada alta: “Escenarios para conf. Operativa Est. Que envia el producto”, debe ser analizada de igual forma ya que sus valores en el escenario optimista sobrepasan a dos parametros que se encuentran por encima de ella. La ganancias mostradas son en dolares en todos los analisis.

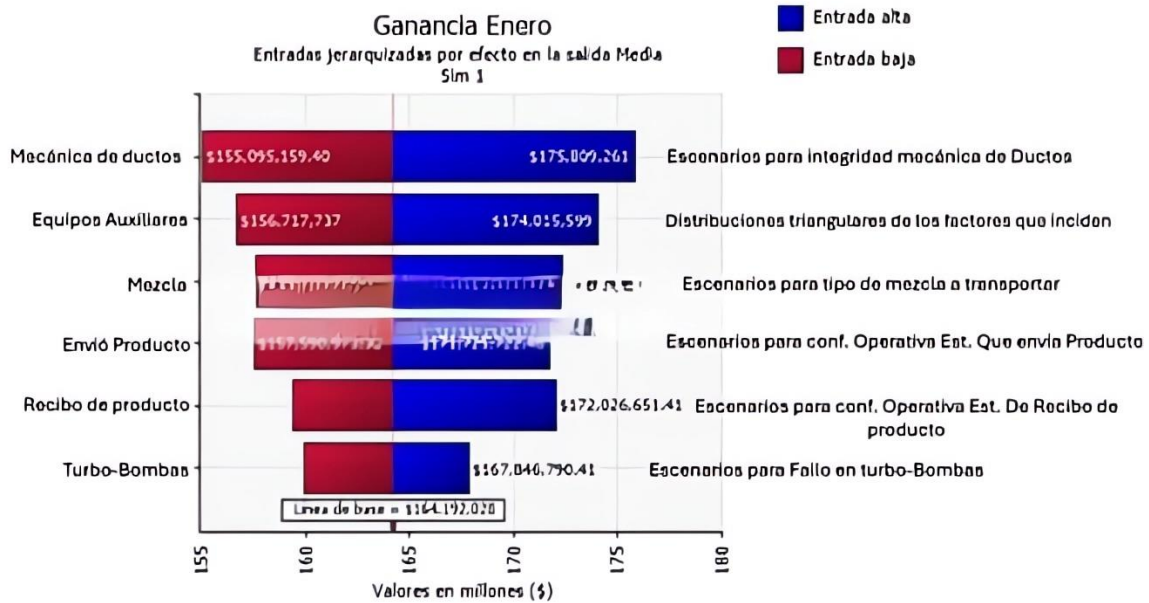


Ilustración 56 Grafico de tornado representativo de las ganancias de enero. Fuente: (Elaboración propia).

En la Ilustración 57 se puede ver la campana de distribución de Gauss, la muestra una distribución de datos mayormente agrupados al centro con pocos datos atípicos que sobresalen de la desviación estándar correspondiente a un 5%. Se puede visualizar que la distribución de los datos corresponde a una distribución normal la cual ronda un rango de 146.91 y 182.60 valores por millón con un pico de agrupación en el valor 160 y teniendo valores atípicos por debajo a los 130 valores por millón y por encima de 200 valores por millón. Se cree que estos datos atípicos correspondan a los parámetros analizados en el grafico de tornado. El hecho que la gráfica corresponda a una distribución normal es un indicativo de la fiabilidad de la base de datos empleada para este trabajo.

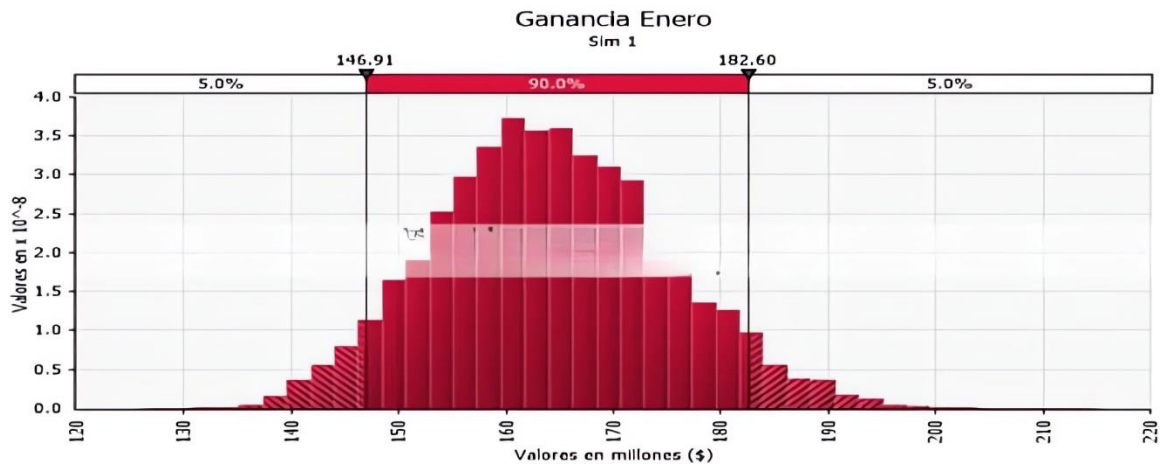


Ilustración 57 Distribución de probabilidad correspondiente al mes de enero. Fuente: (Elaboración propia).

4.4.1.2.- Análisis de sensibilidad mes de febrero.

En el gráfico de tornado que se puede observar en la Ilustración 58 se pueden observar los parámetros que fueron empleados como entradas en los procesos de simulación. En el caso del mes de enero se puede observar que los parámetros de:

- Entrada baja: Mecánica de ductos – Entrada alta: Escenarios para integridad mecánica de ductos
- Entrada alta: Distribuciones triangulares de los factores que inciden
- Entrada baja: Mezcla
- Entrada alta: Escenarios para conf. Operativa Est. Que envía el producto

Al igual que los resultados del mes de enero Entrada baja: “mecánica de ductos – Entrada alta: Escenarios para integridad mecánica de ductos”, son las tareas con mayor rango de valores por millón y grado de incertidumbre tanto en los escenarios pesimistas como en los escenarios optimistas que se pueden observar, el parámetro de “Mezcla” de los escenarios pesimistas como los parámetros de “Distribuciones triangulares de los factores que inciden” y “Escenarios para conf. Operativa Est. Que envía el producto”, en conjunto son parámetros deben ser sometidas a revisiones para comprender de que forma se pueden disminuir dichos rangos y ajustar mas sus estimaciones, así del porque su comportamiento en el mes de febrero.

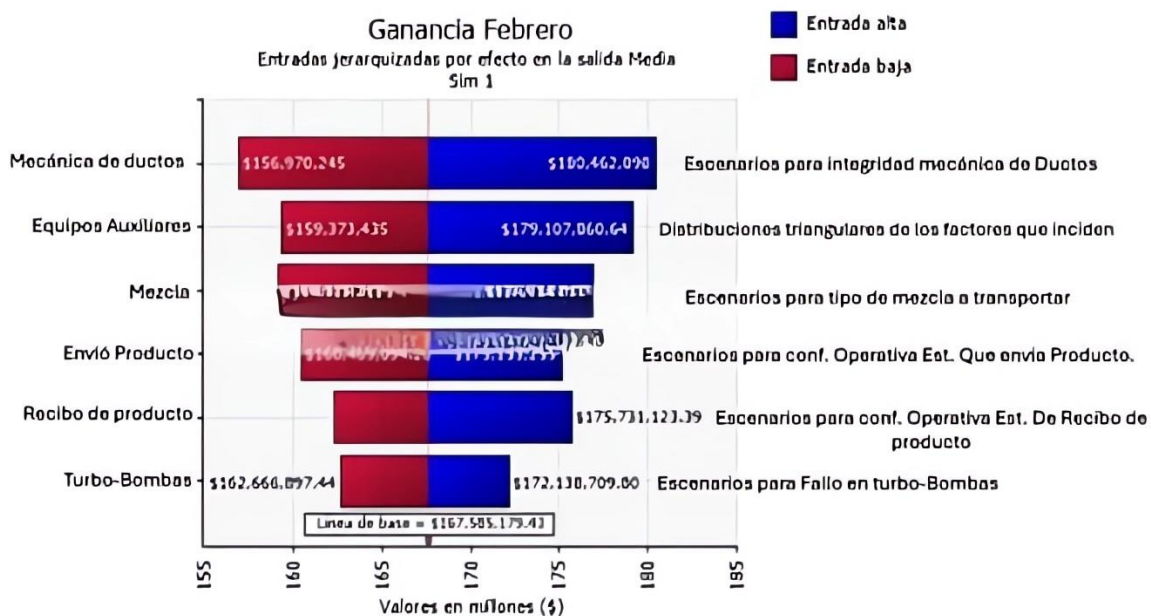


Ilustración 58 Gráfico de tornado representativo de las ganancias de febrero. Fuente: (Elaboración propia).

En la Ilustración 59 se puede ver la campana de distribución de Gauss correspondiente al mes de febrero, la cual muestra una distribución de datos mayormente agrupados al centro con pocos datos atípicos. Se puede visualizar que la distribución de los datos corresponde a una distribución normal la cual ronda un rango de 147.43 y 189.02 valores por millón con un pico de agrupación en el valor 170 aproximadamente y teniendo valores atípicos por debajo a los 130 valores por millón y por encima de 215 valores por millón. Se observo que los datos son similares, pero no exactos a los obtenidos en el mes de febrero y se llegó a la misma conclusión que al hecho de visualizar que en la gráfica corresponda a una distribución normal es un indicativo de la fiabilidad de la base de datos empleada para este trabajo.

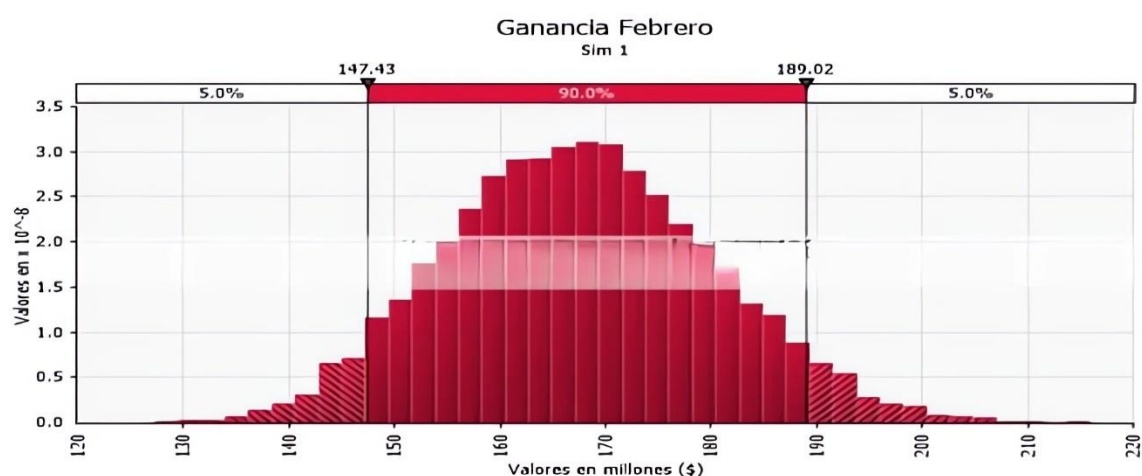


Ilustración 59 Distribución de probabilidad correspondiente al mes de febrero. Fuente: (Elaboración propia).

4.4.1.3.- Análisis de sensibilidad mes de marzo

En el gráfico de tornado que se puede observar en la Ilustración 60 se pueden observar los parámetros que fueron empleados como entradas en los procesos de simulación. En el caso del mes de enero se puede observar que los parámetros de:

- Entrada baja: Mecánica de ductos – Entrada alta: Escenarios para integridad mecánica de ductos

A diferencia de los meses de enero y febrero, en este mes se visualiza que solo existe un parámetro con mayor rango de valores por millón y grado de incertidumbre tanto en el escenario pesimistas como en el escenario optimista. Se llegó a la hipótesis que debido a que los costos por mantenimiento en principio son tan elevados que el presupuesto se ve reducido

para el cuidado y revisión de otras actividades, lo cual da como resultado una mala gestión por falta de recursos y que algunos parámetros sean descuidados en los primeros dos meses del año. El hecho de que esa hipótesis sea real se ve reflejada en el diagrama de tornado que representa al mes de marzo, debido a que las únicas variables que representan un alto nivel de incertidumbre son variables que son susceptibles por causas externas y ambientales que son difíciles de controlar por medios de gestión convencionales.



Ilustración 60 Gráfico de tornado representativo de las ganancias de marzo. Fuente: (Elaboración propia).

En la Ilustración 61 se muestra la campana de Gauss correspondiente al mes de marzo, la cual muestra una distribución de datos mayormente agrupados al centro con una tendencia menor a agruparse a la izquierda del gráfico. Se puede visualizar que la distribución de los datos corresponde a una distribución normal la cual ronda un rango de 179.83 y 239.44 valores por millón con un pico de agrupación en el valor 200 aproximadamente y teniendo valores atípicos por debajo a los 160 valores por millón y por encima de 260 valores por millón. Los datos correspondientes a este mes rompen una tendencia de comportamiento de los datos que se repetía en los meses de enero y febrero ya que estos meses poseían rangos similares, sin embargo, se llegó a la conclusión que la gráfica corresponda a una distribución normal es un indicativo de la fiabilidad de la base de datos empleada para este trabajo.

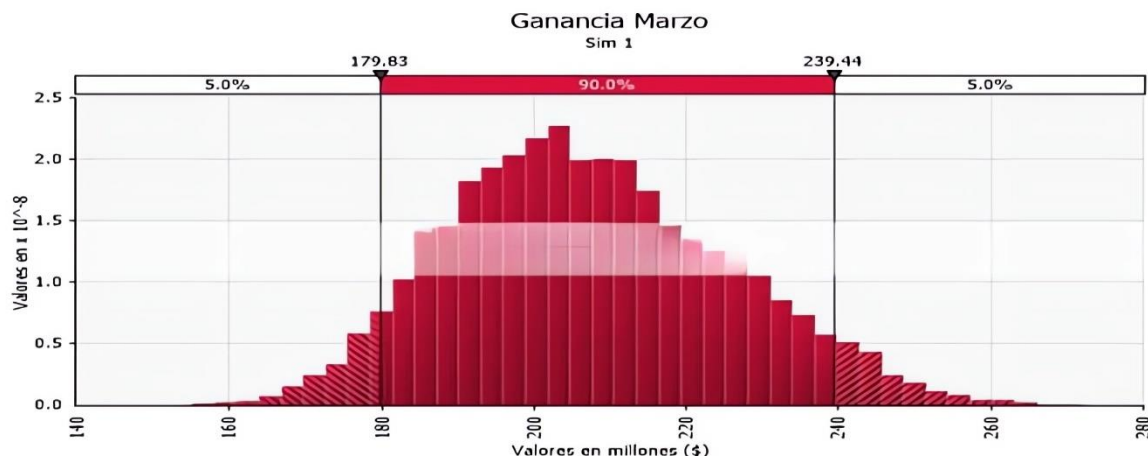


Ilustración 61 Distribución de probabilidad correspondiente al mes de marzo. Fuente: (Elaboración propia).

4.4.2.-Simulación Montecarlo – Comparación de ganancias

De los datos utilizados para los valores estadísticos producto de las simulaciones realizadas, se realizó el cálculo del ingreso total mensual, pérdidas totales mensuales, cumplimiento del programa esperado y la ganancia total del mes, esto realizo para los tres meses.

Una vez realizada las simulaciones se plantearon dos escenarios, el escenario real y el escenario idóneo. En el escenario real se tomaron en cuenta los datos tales como, costos e ingresos de transporte, impuestos aduaneros sobre las ventas internacionales de hidrocarburos, días inactivos del mes (fuera de operación), inflación, pérdidas (incidentes, derrames o producto no transportado) y costos de mantenimiento a los sistemas de transporte por ducto, mientras que en el escenario idóneo se excluyó los datos correspondientes a los costos de mantenimiento (en la Ilustración 63 se puede observar las simulaciones de los datos calculados de los dos escenarios empleando herramientas y fórmulas de @Risk).

El objetivo de estos dos escenarios es analizar y comparar como se ven afectadas las ganancias si los costos de mantenimiento en los PTS son desplazados, mostrando así el impacto económico que puede llegar a tener el proyecto si es empleado como soporte a la toma de decisiones para minimizar lo máximo posible, los daños producidos por el fenómeno de corrosión en la Industria de gas y petróleo.

Como se puede observar en la Tabla 7, los costos totales mensuales son mayores en el escenario realista (escenario A), ya que al realizar la comparativa se puede observar que en el mes de enero los gastos mensuales son de \$ 274, 140, 848.29, mientras que, en las simulaciones del escenario idóneo (escenario B), para el mismo mes los gastos mensuales son de \$99, 036, 370.25. Esto quiere decir que el impacto económico es realmente significativo, ya que la diferencia de pérdida entre cada escenario es de \$ 175,104,478, lo que implica que el ayuda que puede otorgar el sistema inteligente para el apoyo a la decisión mediante tratamiento de imágenes puede representar un gran aporte económico a la industria del petróleo al ayudar a mitigar los costos por mantenimiento producidos por el fenómeno de la corrosión en los sistemas de transporte por ducto.

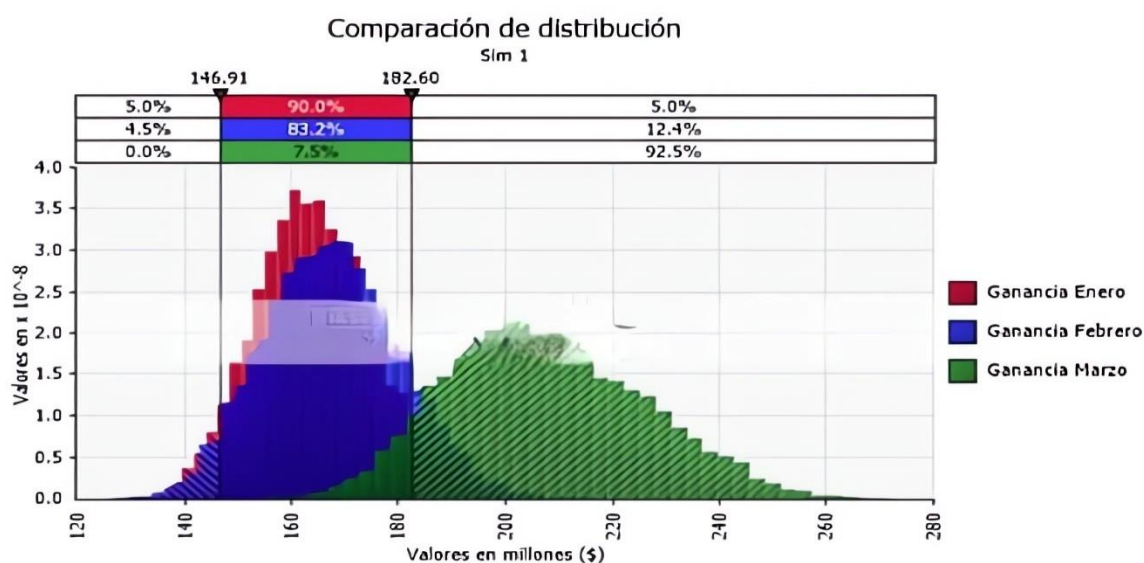
Tabla 7 Comparativa de escenario realista vs escenario pesimista de ganancias de la industria del petróleo y gas. Fuente: (Elaboración propia).

ENERO - ESCENARIO A			ENERO - ESCENARIO B		
Ingreso total mensual (\$USD)	Pérdidas totales mensuales (\$USD)	Cumplimiento del programa esperado	Ingreso total mensual (\$USD)	Pérdidas totales mensuales (\$USD)	Cumplimiento del programa esperado
\$ 438, 332, 891.07	\$ 274, 140, 848.29	40.93%	\$331, 445, 852.49	\$ 99, 036, 370.25	40.93%
Ganancia Enero			Ganancia Enero		
\$ 164, 192, 042.78			\$ 232, 409, 482.24		
FEBRERO - ESCENARIO A			FEBRERO - ESCENARIO B		
Ingreso total mensual (\$USD)	Pérdidas totales mensuales (\$USD)	Cumplimiento del programa esperado	Ingreso total mensual (\$USD)	Pérdidas totales mensuales (\$USD)	Cumplimiento del programa esperado
\$ 414, 077, 187.08	\$ 246, 492, 020.72	41.83%	\$ 273, 949, 262.53	\$ 65, 552, 275.67	41.83%
Ganancia Febrero			Ganancia Febrero		
\$ 167, 585, 166.36			\$ 208, 396, 986.86		
MARZO - ESCENARIO A			MARZO - ESCENARIO B		
Ingreso total mensual (\$USD)	Pérdidas totales mensuales (\$USD)	Cumplimiento del programa esperado	Ingreso total mensual (\$USD)	Pérdidas totales mensuales (\$USD)	Cumplimiento del programa esperado
\$ 436, 041, 982.86	\$ 228, 642, 285.21	40.14%	\$ 289, 754, 431.39	\$ 66, 829, 364.34	40.14%
Ganancia Marzo			Ganancia Marzo		
\$ 207, 399, 697.66			\$ 222, 925, 067.05		

En la Tabla 8 la cual está dividida en los tres meses analizados (enero, febrero y marzo), se pueden observar el resumen estadístico de las simulaciones realizadas en la cual se pueden observar los valores de:

- Valor Máximo: Representando la ganancia máxima que se puede lograr con la implementación del proyecto.
- Valor Mínimo: Indicando el peor escenario donde se muestra la ganancia más baja de la implementación del proyecto.
- Media: Este valor corresponde al promedio de las ganancias de todos los escenarios analizados.
- Desviaciones estándar: Muestra que tanto puede diferir las diferentes ganancias de las simulaciones realizadas a manera de intervalo, partiendo de la media de todas las simulaciones realizadas.
- Percentiles: Tiene el propósito de mostrar la proporción de la serie de datos calculada correspondiente a los escenarios simulados. Facilita la visualización de datos ordenadas del menor a mayor para poder identificar el valor correspondiente a un porcentaje, facilitando la identificación de los cuartiles.

Así mismo en la Ilustración 62 se puede observar las comparaciones de distribuciones correspondientes a las ganancias divida en los meses de análisis.



*Ilustración 62 Comparación de distribuciones de los meses analizados por simulación Montecarlo.
Fuente: (Elaboración propia).*

Tabla 8 Resumen estadístico resultantes de las simulaciones realizadas por simulación Montecarlo. Fuente: (Elaboración propia).

Estadísticos de resumen (Enero)		Estadísticos de resumen (Febrero)		Estadísticos de resumen (Marzo)	
Estadístico	Valor	Estadístico	Valor	Estadístico	Valor
Mínimo	\$ 130,445,355.45	Mínimo	\$ 127,255,793.64	Mínimo	\$ 158,544,517.26
Máximo	\$ 204,239,015	Máximo	\$ 217,920,571.53	Máximo	\$ 275,338,107
Media	\$ 164,192,031.47	Media	\$ 167,585,202.61	Media	\$ 207,399,638.57
Desv. estándar	\$ 15,116,885.78	Desv. estándar	\$ 12,641,160.82	Desv. estándar	\$ 18,012,488.50
Varianza	1.154E+014	Varianza	1.598E+014	Varianza	3.244E+014
Asimetría	0.1657	Asimetría	0.1746	Asimetría	0.2849
Curtosis	2.8267	Curtosis	2.8963	Curtosis	2.7285
Mediana	\$ 163,867,077.51	Mediana	\$ 167,212,276.40	Mediana	\$ 206,024,161.75
Moda	\$ 160,322,168.79	Moda	\$ 168,831,216.33	Moda	\$ 200,719,210.24
X izquierda	\$ 147,071,622.19	X izquierda	\$ 147,568,451.55	X izquierda	\$ 179,680,446.82
P izquierda	5%	P izquierda	5%	P izquierda	5%
X derecha	\$ 182,383,912	X derecha	\$ 188,896,464	X derecha	\$ 238,949,285.72
P derecha	95%	P derecha	95%	P derecha	95%
Percentiles		Percentiles		Percentiles	
Percentil	Valor	Percentil	Valor	Percentil	Valor
1%	\$ 141,023,510.20	1%	\$ 140,067,716.26	1%	\$ 171,183,552
2.5%	\$ 144,319,860.35	2.5%	\$ 144,223,866.60	2.5%	\$ 175,685,757.30
5%	\$ 147,071,622.19	5%	\$ 147,568,451.55	5%	\$ 179,680,446.82
10%	\$ 150,533,651.33	10%	\$ 151,616,463.45	10%	\$ 184,921,481.56
20%	\$ 154,933,222.68	20%	\$ 156,533,755.39	20%	\$ 191,721,547.75
25%	\$ 156,668,563.59	25%	\$ 158,598,876	25%	\$ 194,301,598
50%	\$ 163,867,077.51	50%	\$ 167,212,276.40	50%	\$ 206,024,161.75
75%	\$ 171,387,373.49	75%	\$ 176,139,412.39	75%	\$ 219,635,665
80%	\$ 173,333,405	80%	\$ 178,157,899.22	80%	\$ 223,230,040
90%	\$ 178,474,388	90%	\$ 184,020,847.32	90%	\$ 232,117,471
95%	\$ 182,383,912	95%	\$ 188,896,464	95%	\$ 238,949,285.72
97.5%	\$ 186,230,064	97.5%	\$ 193,270,158.29	97.5%	\$ 244,312,813
99%	\$ 189,702,033.23	99%	\$ 198,459,460.29	99%	\$ 250,312,378

La simulación Montecarlo fue indispensable para el análisis económico de este proyecto ya que, gracias al desarrollo de experimentación, fue posible definir el número de simulaciones e iteraciones necesarias para obtener resultados lo más cercanos a un escenario realista. El análisis de sensibilidad ayudo a identificar las variables con mayor incertidumbre a las cuales se le debe brindar mayor atención para identificar la volatilidad de dichas variables, así como la comprobación de la fiabilidad de las bases de datos empleada mediante la implementación de campanas de Gauss sobre las bases de datos analizadas, así como de los resultados de las simulaciones analizadas y por último, debido a los escenarios productos de las simulaciones realizadas, se realizaron cálculos estadísticos donde se pueden visualizar y analizar datos como el valor máximo y mínimo de las ganancias de los posibles escenarios, así como una media de la desviación estándar y los percentiles de los conjuntos de datos resultante de las simulaciones realizadas.

4.5. Conclusiones

4.5.1- Evaluación de impactos, resultados e identificación de actividades o procesos más significativos.

A continuación, se presentan los resultados de la investigación en base a los objetivos planteados, con la finalidad de identificar los procesos más significativos, así como delimitar alcances y resultados obtenidos en este trabajo, tal como se muestra en la Tabla 9 y Tabla 10.

Tabla 9 Cumplimiento de objetivos de los resultados de investigación parte 1. Fuente (Elaboración propia).

Objetivos	Resultados	Justificación
Realizar una Revisión Literaria Sistemática referente a los temas de estudio como tipos de corrosión, tratamiento de imágenes, inteligencias artificiales, microscopia y metalografía	✓	Al realizar el estado del arte de esta tesis se cumplió con este objetivo ya que se tomaron en cuenta diversos estudios en los periodos 1987-2024, analizando 279 documentos, los cuales describen hallazgos sobre los temas de análisis, discusiones y futuras líneas de investigación sobre corrosión, inteligencias artificiales en industrias petroleras y diferentes aplicaciones de tratamiento de imágenes en el área de petróleos.
Identificar mediante microscopia las fases evolutivas de la Corrosión (Dulce “CO ₂ ”, Corrosión acida “H ₂ S”, Corrosión con oxígeno “O ₂ ”, Corrosión galvánica y Corrosión microbiana “MIC”), bajo condiciones geográficas adversas (PH de suelos ácidos, alcalinos y salinos)	✓	Mediante análisis y pruebas metalográficas, se segmentó y preparó tuberías provenientes de PTS, para un ataque químico para la identificación de componentes en el material (Ferrita, Austenita, etc.), mediante microscopia para proceder con un tratamiento de imágenes, con las capturas obtenidas del microscopio

Tabla 10 Cumplimiento de objetivos de los resultados de investigación parte 2. Fuente (Elaboración propia).

<i>Objetivos</i>	<i>Resultados</i>	<i>Justificación</i>
Realizar un análisis microestructural de los productos (Petróleo, Combustibles y/o Gas propano), para identificar propiedades corrosivas	✓	Mediante la cromatografía de gases se analizó los compuestos que posee una mezcla obtenida de PEMEX, (mezcla de diferentes crudos, tanto ligeros como pesados), para la identificación de compuestos que provocan el fenómeno de corrosión (Aun en desarrollo).
Realizar ensayos de caracterización mecánica y metalográfica para determinar puntos de propagación corrosiva en los aceros al carbón	✓	Se realizaron pruebas de dureza Vicker's y Rockwell con el propósito de confirmar que el material sometido a las pruebas y análisis tenga las propiedades mecánicas que indiquen mitigación por la presencia de corrosión.
Estudio de espectroscopia para identificación y caracterización de la mezcla de hidrocarburos mexicanos	✓	Mediante microscopia, se capturaron imágenes a las cuales se les realizó un tratamiento RGB y binario, las cuales muestran las áreas afectadas por el fenómeno de corrosión y el desgaste que han tenido los PTS analizados con el propósito de su posterior análisis en el sistema de procesamiento de imágenes.
Desarrollo de un sistema de procesamiento de imágenes para caracterización de los comportamientos corrosivos de los PTS a través de microscopia	✓	Mediante el sistema de Python, se desarrolló un software capaz de identificar los comportamientos degenerativos de los PTS provocados por corrosión mediante tratamiento de imágenes obtenidos por los estudios de espectroscopia, en la sección "Desarrollo e Identificación de Variables de Impacto", se puede observar el desarrollo y cumplimiento de este punto.
Sistema de apoyo inteligente del procesamiento de imágenes a través de redes neuronales convolucionales, mediante la optimización de análisis microestructural de las propiedades mecánicas del acero analizado por microscopia.	✓	Mediante el uso de redes neuronales convolucionales, se añadió una característica al software realizado que permite predecir si una imagen analizada posee el fenómeno de corrosión, con el propósito de identificar que secciones de los PTS son afectadas por el fenómeno de corrosión. El desarrollo de este punto se puede observar en la sección "Implementación de Redes Neuronales en Python"

4.5.2.- Conclusión y Discusión.

“La corrosión es una de las mayores preocupaciones a la que se enfrentan los investigadores, académicos e industrias en este campo, y afecta a los constructores navales, los oleoductos y gasoductos “(Ali et al., 2023). “Es un fenómeno estocástico y probabilístico requiere conceptos interdisciplinarios que incorporen ciencia de superficies, metalurgia/ciencia de materiales, electroquímica, termodinámica y cinética, mecánica, hidrodinámica y química” (Popoola et al., 2013). “Los métodos de detección y medición de la corrosión se clasifican según las formas de corrosión o los objetivos de la investigación. Se han utilizado métodos basados en modelos, métodos estructurales, métodos estadísticos de matrices de coocurrencia, métodos basados en transformaciones y modelos de espacio de color para caracterizar el grado de corrosión en materiales metálicos, el deterioro de recubrimientos orgánicos, la cinética de propagación de picaduras, el área de picaduras, profundidad y grietas por corrosión bajo tensión”(Xia et al., 2020). “La inteligencia artificial (IA), que alguna vez fue material de ciencia ficción, se ha vuelto omnipresente en nuestra vida diaria, y la industria moderna del petróleo y el gas no es una excepción”(Braswell, 2013). “Las técnicas convencionales de monitoreo de la corrosión a menudo no logran brindar soluciones precisas y efectivas. Sin embargo, la llegada de la inteligencia artificial (IA) en los últimos años ha brindado oportunidades prometedoras para revolucionar el proceso de monitoreo de la corrosión”(Hussein Khalaf et al., 2024).

“Se examinaron varios tipos de corrosión y sus agentes corrosivos asociados en la industria del petróleo y el gas, así como formas de mitigarlos. Sin embargo, se deben comprender los principios de la corrosión para seleccionar materiales de manera efectiva y diseñar, fabricar y utilizar estructuras metálicas, para una vida económica óptima de las instalaciones y la seguridad en las operaciones de petróleo y gas. Además, debe quedar claro que ningún material en particular es la cura para todos los males de la corrosión, todos y cada uno de los casos deben considerarse en su totalidad antes de tomar una decisión sobre los materiales adecuados para combatir contra la problemática de la corrosión”(Popoola et al., 2013). “Es imposible obtener toda la información necesaria a partir de una única técnica, como resultado, se sugiere utilizar múltiples enfoques o técnicas al probar las diferentes

condiciones o parámetros ambientales para la detección, evaluación y predicción de la corrosión”(Ali et al., 2023).

En el transcurso de esta investigación, se obtuvieron avances significativos en la comprensión y abordaje de las problemáticas relacionadas a los sistemas de transporte por tubería (PTS) de las industrias de gas y petróleo mexicana. Los resultados obtenidos los objetivos cumplidos son un reflejo de la contribución sustancial de esta investigación en este estudio al campo del fenómeno de corrosión en los PTS.

A continuación, se presentan las conclusiones más destacadas en relación con el aporte que deja la investigación para el estado del arte.

- Se comprobó que gracias al uso de pruebas mecánicas como los ensayos de dureza Rockwell y Vicker's es posible determinar si un material analizado a perdido sus propiedades mecánicas por agentes ambientales que degradan el material, de igual modo se demostró que la cromatografía por gases es una excelente herramienta para la identificación de agentes corrosivos en los hidrocarburos que transporta los PTS.
- Los análisis metalográficos son idóneos para la preparación de muestras que procederán a ser inspeccionadas a través de técnicas de microscopia para la creación de imágenes que serán empleadas como base de datos. Los análisis metalográficos y de microscopia son de gran ayuda para ser analizados por procesamiento de imagen debido a la calidad y formato de las bases de datos que producen estas dos técnicas de campo.
- El procesamiento de imágenes RGB es fundamental para determinar los comportamientos generacionales de la corrosión presente en los PTS, ya que esta técnica permite segmentar y clasificar la progresión de la corrosión que presenta un material, siendo posible dar una ponderación porcentual de que tan dañada puede estar una muestra en su integridad mecánica producida por el fenómeno de corrosión.
- El análisis binario es de gran ayuda si solo se desea contemplar las partes blandas y con mayor dureza de un material, las cuales son de ayuda para tener una noción de la integridad mecánica que posee el material, sin embargo, es recomendable que se empleen otras técnicas de procesamiento de imagen para realizar un correcto

diagnostico debido a que por sí solo, este procesamiento de imagen no indica que tan dañado o intacto esta un material, solo da un aproximado del estado de la muestra analizada.

- La CNN es eficaz para dar un pronóstico de la interpretación de una imagen que posee corrosión o no, esto es de ayuda para conocer que partes de los PTS están siendo afectadas por el fenómeno de corrosión o si las imágenes presentes en las bases de datos están corroídas y de no ser el caso, ser descartadas para evitar realizar un trabajo a una imagen que no presenta un agente corroído.
- Finalmente gracias a SMC fue posible determinar que este trabajo puede llegar a tener un impacto económico significativo, ya que al ser un apoyo a la decisión en el mantenimiento de los PTS y reducir los estragos por corrosión en la industria del gas y petróleo, este trabajo puede significar para la industria un valor mínimo de ahorro igual a \$ 130,445,355.45 mensuales si se llegase a reducir los gastos de mantenimiento producidos por corrosión (Este dato se puede corroborar en la Tabla 8 en la columna del mes de enero).

Referencias Bibliográficas

- Achour, M., Johlman, C., & Blumer, D. (2008). Understanding the corrosion inhibitor partitioning in oil and gas pipelines. *Society of Petroleum Engineers - 13th Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference, ADIPEC 2008*, 2, 945–951. <https://doi.org/10.2118/117942-ms>
- Alam, M. A., Ali, M. M. N., Syed, M. A. A. A., Sorif, N., & Rahaman, M. A. (2014). An algorithm to detect and identify defects of industrial pipes using image processing. *SKIMA 2014 - 8th International Conference on Software, Knowledge, Information Management and Applications*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/SKIMA.2014.7083567>
- Al-Amin, M., & Zhou, W. (2014). Evaluating the system reliability of corroding pipelines based on inspection data. *Structure and Infrastructure Engineering*, 10(9), 1161–1175. <https://doi.org/10.1080/15732479.2013.793725>
- Ali, A. A. I. M., Jamaludin, S., Imran, M. M. H., Ayob, A. F. M., Ahmad, S. Z. A. S., Akhbar, M. F. A., Suhrab, M. I. R., & Ramli, M. R. (2023). Computer Vision and Image Processing Approaches for Corrosion Detection. In *Journal of Marine Science and Engineering* (Vol. 11, Issue 10, pp. 1–22). <https://doi.org/10.3390/jmse11101954>
- Álvarez Katia, Aguilar Alberto, & Posada Rubén. (2022). *Sistema de identificación de corrosión mediante el uso de procesamiento de imágenes en los materiales empleados en una Cortadora de Corte de aceros y metales no ferrosos por medio de láser de fibra óptica* [Thesis, INSTITUTO TECNOLÓGICO DE ORIZABA]. 18010339
- Amador, L. (1996). INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SISTEMAS EXPERTOS. *Universidad de Córdoba*, 15-20.
- Barrios, H., Díaz, V., & Guerra, Y. (21). PROPÓSITOS DE LA EDUCACIÓN FRENTE A DESARROLLOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL. *DESARROLLOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL*, 18.

Bruce, A., Øystein, M., Jackson, J., Jenkins, A., Melot, D., Scheie, J., & Vittonato, J. (2016). La corrosión: La lucha más extensa. *Oilfield Review* 28, 36-51.

Bueno, G. (1981). Petróleo y planes de desarrollo en México. 831-840.

Chávez, R. (2003). La industria petrolera en México: expresión demográfica, económica y social. *EL COLEGIO DE MÉXICO AC. Centro de Estudios Demográficos y de Desarrollo Urbano* , 18.

Checa, M., & Hernández, R. (2006). *El petróleo en México y sus impactos sobre el territorio*. Ciudad de México: Instituto Mora.

Chugunova, M. (2011). HISTORIA DEL DESARROLLO DE LA INDUSTRIA PETROLERA DE MÉXICO. *Universidad Federal Siberiana*, 1-3.

Carrillo Salgado, I. (2012). “Estudio del Mecanismo de Inhibición de Corrosión Galvánica en Pares Acero al Carbono - Cobre Solución Acuosa [Thesis, Universidad Autónoma De Baja California]. In *Universidad Autónoma de Baja California. Instituto de Ingeniería*. (Vol. 1). MXL109751.pdf(10.12 MB)

Choi, K. Y., & Kim, S. S. (2005). Morphological analysis and classification of types of surface corrosion damage by digital image processing. *Corrosion Science*, 47(1), 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2004.05.007>

Cid, J. (2022). “DESARROLLO DE UN SISTEMA DE MONITOREO TOLERANTE A PATRONES DE COMPORTAMIENTOS GENERADORES DE CORROSION EN UN SISTEMA DE TRANSPORTE POR OLEODUCTOS”. *Instituto Tecnológico de Orizaba División de Estudios de Posgrado e Investigación* , 20-23.

Cortés, R., Rodríguez, R., & Capra, A. (2004). CARACTERIZACIÓN DE ACEROS ALONIZADOS RESISTENTES A LA CORROSIÓN UTILIZADOS EN LA INDUSTRIA DEL PETRÓLEO. *Rev. Fac. Ing. - Univ. Tarapacá*, 43-48.

Diera, T., Thomsen, A. H., Tisler, S., Karlby, L. T., Christensen, P., Rosshaug, P. S., Albrechtsen, H. J., & Christensen, J. H. (2023). A non-target screening study of high-density polyethylene pipes revealed rubber compounds as main contaminant in a drinking water

distribution system. *Water Research*, 229, 26–41.
<https://doi.org/10.1016/j.watres.2022.119480>

Erik, C., Zaldivar, D., & Perez, M. (2010). Procesamiento digital de imágenes con MatLAB y SIMULINK. *Alfaomega & RA-MA, México*, 3.

Fayaz, M., Ahmad, S., Hang, L., & Kim, D. H. (2019). Water supply pipeline risk index assessment based on cohesive hierarchical fuzzy inference system. *Processes*, 7(4), 1–13.
<https://doi.org/10.3390/pr7040182>

Gao, M., Pang, X., & Gao, K. (2011). The growth mechanism of CO₂ corrosion product films. *Corrosion Science*, 53(2), 557–568. <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2010.09.060>

Gong, Y., Yang, Z. G., & Meng, X. H. (2013). Failure analysis of one peculiar “Yin-Yang” corrosion morphology on heat exchanger tubes in purified terephthalic acid (PTA) dryer. *Engineering Failure Analysis*, 31, 203–210.
<https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2013.01.038>

González, M., Villaseñor, L., Reyes, M., Hernández, J., & Rodríguez, V. (2019). Efecto de las fallas de recubrimiento mecánico en los potenciales de protección catódica en ductos enterrados. *Päd*, 39-47.

Groysman, A. (2017). Corrosion problems and solutions in oil, gas, refining and petrochemical industry. *Koroze a Ochrana Materialu*, 61(3), 100–117.
<https://doi.org/10.1515/kom-2017-0013>

Hidalgo, L., Márquez, F., González, D., & Cargua, R. (2020). La gestión de procesos en la industria. *Fundación Dialnet*, 395-411.

Hussein, A., Joao, F., Shawn, T., Badry, R., Bremner, C., Brough, B., & Skeates, C. (2006). La importancia del petróleo pesado. *Oilfield Review*, 38-59.

Kotler, P., & Armstrong, G. A. (2012). Prediction of Corrosion Rates of the Main Corrosion . *Marketing. Marketing. Pots, B. F., & Kapusta, S. D.*

Kumar, S., & Taheri, F. (2007). Neuro-fuzzy approaches for pipeline condition assessment. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 22(1), 35–60. <https://doi.org/10.1080/10589750701327858>

Hussein Khalaf, A., Xiao, Y., Xu, N., Wu, B., Li, H., Lin, B., Nie, Z., & Tang, J. (2024). Emerging AI technologies for corrosion monitoring in oil and gas industry: A comprehensive review. In *Engineering Failure Analysis* (Vol. 155, pp. 13–25). <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2023.107735>

H. Obaid, M., & H. Hamad, A. (2024). Internet of Things Based Oil Pipeline Spill Detection System Using Deep Learning and LAB Colour Algorithm. *Iraqi Journal for Electrical and Electronic Engineering*, 20(1), 1–10. <https://doi.org/10.37917/ijeee.20.1.14>

Lajous, A. (2019). Declinación y destino de las exportaciones de petróleo crudo mexicano. *Foro internacional*, 189-259.

Liang, J., Liu, S., Peng, Z., Li, R., & Wang, B. (2023). Galvanic corrosion behavior of AZ31 Mg alloy coupled with mild steel: effect of coatings. *Journal of Materials Research and Technology*, 24, 7745–7755. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.05.077>

Llumiquinga, L., & Rafael, F. (2014). *PROCESAMIENTO DE IMÁGENES MEDIANTE SOFTWARE LIBRE PYTHON PARA EL ANÁLISIS METALOGRAFICO EN ACEROS DE BAJO CONTENIDO DE CARBONO PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO MECÁNICO FREDY RAFAEL LLULLUNA LLUMIQUINGA*.

López, M., & Patricio, E. (2021). Diseño y construcción de un banco de pruebas para análisis de corrosión en los aceros utilizados por Sertecpet S.A. en la industria del petróleo y gas. *BIBDIGITAL*, 122.

Manterola, M. (1938). EL PETROLEO DE MEXICO. *El Trimestre Económico*, 343–374.

Marín, R. (2014). Principios para el desarrollo de una industria petrolera nacional con proyección internacional. *Revista de Ingeniería SciELO*, 40-49.

Materán, E., Rojas, E., Hernández, J., & Gutiérrez, E. (2015). Aplicación de la tecnología de inspección basada en riesgo (IBR) para la . *Reliability and Risk Management México, S.A. de C.V.*, 38-56.

Mayring, P. (2015). Qualitative Content Analysis: Theoretical Background and Procedures. In *Approaches to Qualitative Research in Mathematics Education* (Vol. 1, pp. 365–380). Springer Science+Business Media Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-94-017-9181-6_13

Mesquita, C. M. (2018). SÍNTESE DE DERIVADOS ISATÍNICOS COMO POTENCIAIS INIBIDORES DE CORROSÃO DO AÇO-CARBONO PARA APLICAÇÃO NA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS. *Journal of Materials Processing Technology*, 1(1), 1–8.

Moinian, F., Sabouhi, H., Hushmand, J., Hallaj, A., Khaledi, H., & Mohammadpour, M. (2017). Gas turbine preventive maintenance optimization using genetic algorithm. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 8(3), 594–601. <https://doi.org/10.1007/s13198-017-0627-3>

Mora-Atiés, D., & Marbot-Ramada, R. (2010). Determinación de las fracciones del petróleo crudo con el empleo de la destilación simulada por cromatografía gaseosa como método alternativo. In *Revista CENIC Ciencias Biológicas* (Vol. 41, Issue 2).

Muthukumar, N. (2014). Petroleum Products Transporting Pipeline Corrosion-A Review. In F. Monzer (Ed.), *The Role of Colloidal Systems in Environmental Protection* (1st ed., pp. 527–571). ELSEVIER B.V. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-63283-8.00021-1>

Muthukumar, N., Rajasekar, A., Ponmariappan, S., Mohanan, S., Maruthamuthu, S., Muralidharan, S., Subramanian, P., Palaniswamy, N., & Raghavan, M. (2003). Microbiologically influenced corrosion in petroleum product pipelines - A review. In *Indian Journal of Experimental Biology* (Vol. 41, Issue 9, pp. 1012–1022).

Mohamed, S., Ghidaoui, Ming, Z., Duncan, A., McInnis, David, H., & Axworthy. (2005). Una revisión de la teoría y la práctica del golpe de ariete. *Associate Editor HJS Fernando*, 49-76.

- Nagalakshmi, Dr. T., & Sivasakthi, A. (2019). Corrosion Control, Prevention and Mitigation in Oil & Gas Industry. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(2), 1568–1572. <https://doi.org/10.35940/ijitee.B7272.129219>
- Nasirpour, F., Mostafaei, A., Fathyunes, L., & Jafari, R. (2014). Assessment of localized corrosion in carbon steel tube-grade AISI 1045 used in output oil-gas separator vessel of desalination unit in oil refinery industry. *Engineering Failure Analysis*, 40, 75–88. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2014.02.012>
- Nesić, S., Postlethwaite, J., & Vrhovac, M. (1997). CO₂ corrosion of carbon steel - from mechanistic to empirical modelling. *Corrosion Reviews*, 15(1–2), 211–240. <https://doi.org/10.1515/CORRREV.1997.15.1-2.211>
- Pailla, A., García, R., López, G., & Mora, L. (2006). PROTEÍNAS DE ADHESIÓN EN LA CORROSIÓN MICROBIOLÓGICA DE LÍNEAS DE GAS AMARGO DE LA INDUSTRIA PETROLERA. *Unstituto Politécnico Nacional*.
- Papavinasam, S. (2013). Corrosion Control in the Oil and Gas Industry. In Elsevier (Ed.), *Corrosion Control in the Oil and Gas Industry* (1st ed., Vol. 1). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/C2011-0-04629-X>
- Peña Ballesteros, D., & Fuentes, C. (2007). Predicción de la corrosión por CO₂ + H₂S en tuberías de acero al carbono. *Scientia et Technica*, 4(36), 881–886.
- Perez, T. E. (2013). Corrosion in the oil and gas industry: An increasing challenge for materials. *JOM*, 65(8), 1033–1042. <https://doi.org/10.1007/s11837-013-0675-3>
- Petroleos Mexicanos. (2020). Robo de Hidrocarburos en México Enero - Septiembre del .
- Pittaluga, L. (1999). LA INDUSTRIA PETROLERA: ALGUNAS CONSIDERACIONES SOBRE SU ESTRUCTURA DE MERCADO. *Administración de*, 4-49.
- Popoola, L., Grema, A., & Latinwo. (2013). Problemas de corrosión durante la producción de petróleo y gas y su mitigación. *Int J Ind Chem* 4, 35.

- Popoola, L. T., Grema, A. S., Latinwo, G. K., Gutti, B., & Balogun, A. S. (2013). Corrosion problems during oil and gas production and its mitigation. In *International Journal of Industrial Chemistry* (Vol. 4, Issue 1, pp. 4–35). Springer. <https://doi.org/10.1186/2228-5547-4-35>
- Ricon, T., Gómez, C., Caraballo, S., & Álvarez, P. (2007). Evaluación del molibdato y nitrato sobre bacterias sulfato-reductoras asociadas a procesos de corrosión en sistemas industriales. *Corporación para la Investigación de la Corrosión (CIC)*, 1.
- Rodríguez, R. (2016). El Petróleo en México y sus impactos sobre el territorio. *Serie Contemporánea/Estudios Regionales*, 207-211.
- Romero, M., Aponte, B., Arias, S., García, F., Rincón, O., & Larreal, O. (2005). Designing a computerized mathematical model corrosion costs. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 28-41.
- Romo, D. (2015). La situación de Pemex ante el contexto de la apertura de la industria petrolera en México. *Investigación s e p i, e s i a-Ticomán. Instituto Politécnico Nacional*, 75-94.
- Rosario, S., & Yácono, J. (2003). MATERIALES: LA CORROSIÓN, SU TRADICIÓN Y ALCANCES. *Rev. Inst. investig. Fac. minas metal cienc. geogr*, 71-77.
- Rouhiainen, L. (2018). INTELIGENCIA ARTIFICIAL 101 COSAS QUE DEBES SABER HOY SOBRE NUESTRO FUTURO. © *Editorial Planeta, S.A.*, 22.
- Russo, C., Cristina, F., Dapoto, S., Naiouf, M., Vega, J., & María, A. (2007). Tratamiento de imágenes digitales y video. Visión y Reconstrucción 3D. *Facultad de Informática – UNLP*, 304-308.
- Shabarchin, O., & Tesfamariam, S. (2016). Internal corrosion hazard assessment of oil & gas pipelines using Bayesian belief network model. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 40, 479–495. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2016.02.001>
- Smith, L. (1999). Control of corrosion in oil and gas production tubing. *British Corrosion Journal*, 34(4), 247–253. <https://doi.org/10.1179/000705999101500905>

So, Á., Valdéz, B., Schorr, M., Carrillo, M., Ramos, R., & Curiel, M. (2013). Materiales y corrosión en la industria de gas natural. *OmniaScience*, 87-102.

Terrado, M., Alonso, G., Rodríguez, V., & Morán, H. (2022). EFFECTS OF CORROSION ON WIND TURBINE STRUCTURES: ANALYSIS OF. *International Congress on Project Management and Engineering*, 931-942.

Uhthoff, M. (2010). LA INDUSTRIA DEL PETRÓLEO EN MÉXICO, 1911-1938: DEL AUGE EXPORTADOR AL ABASTECIMIENTO DEL MERCADO INTERNO. UNA APROXIMACIÓN A SU ESTUDIO. *Universidad Nacional Autónoma de México.*, 5-30.

Useros Fernández, J. (2013). El cambio climático: Sus causas y efectos medioambientales . *Real Academia de Medicina y Cirugía de Valladolid*, 71-98.

Wang, J., Peng, Z., Zhang, B., Deng, Y., Zhang, J., & Xu, W. (2023). Development of facile image processing techniques regarding crevice corrosion of U75V high-speed rail steel. *Journal of Materials Research and Technology*, 22, 48–60. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2022.12.055>

Weidmann, E., Guesnier, A., & Taylor, B. (2016). Metallographic Preparation of Stainless Steel. *Struers Application Notes, Beraha II*, 4–6. <https://www.mendeley.com/catalogue/b2cc86af-c7f7-3249-87e6-b6fc71766d8f/>

Xia, D. H., Song, S., Tao, L., Qin, Z., Wu, Z., Gao, Z., Wang, J., Hu, W., Behnamian, Y., & Luo, J. L. (2020). Review-material degradation assessed by digital image processing: Fundamentals, progresses, and challenges. In *Journal of Materials Science and Technology* (Vol. 53, pp. 146–162). <https://doi.org/10.1016/j.jmst.2020.04.033>

Yin, F. (2021). Inspection Robot for Submarine Pipeline Based on Machine Vision. *Journal of Physics: Conference Series*, 1952(2), 2–7. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1952/2/022034>