



UNIVERSIDAD ESTATAL PENÍNSULA DE SANTA ELENA
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA
CARRERA DE PETRÓLEOS

TEMA:

“EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL FLUJO DE CRUDO
MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL (CFD) E
INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN
LA ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE PRECALENTAMIENTO
PH1-B”

TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

AUTOR:

EDUARDO RAYNIERO ALARCÓN RODRÍGUEZ

TUTOR:

Ing. Edison Andrés Brito Ávila, MS.c

LA LIBERTAD, ECUADOR

2026

UNIVERSIDAD ESTATAL PENÍNSULA DE SANTA ELENA

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA
CARRERA DE PETRÓLEOS**

TEMA:

**“EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL FLUJO
DE CRUDO MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS
COMPUTACIONAL (CFD) E INTELIGENCIA
ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN LA
ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE
PRECALENTAMIENTO PH1-B”**

TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

AUTOR:

EDUARDO RAYNIERO ALARCÓN RODRÍGUEZ

TUTOR:

Ing. Edison Andrés Brito Ávila, MS.c

LA LIBERTAD – ECUADOR

2026

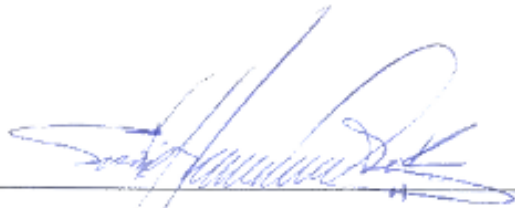
TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN



Ing. Marlelis Gutiérrez Hiestroza,
PhD.
DIRECTORA DE CARRERA



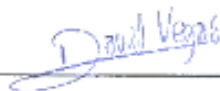
Ing. Edison Brito Ávila, MSc.
DOCENTE TUTOR



Ing. Sadi Iturralde Kure, MSc.
DOCENTE ESPECIALISTA



Ing. Carlos Malavé Carrera, MSc.
DOCENTE DE LA UIC



Ing. David Vega González
SECRETARIO DEL TRIBUNAL

Para Vilma Sandrita.

CERTIFICADO DE ANTIPLAGIO

En calidad de tutor del trabajo de investigación para titulación del tema EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE FLUJO DE CRUDO MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL (CFD) E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN LA ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE PRECALENTAMIENTO PH1-B elaborado por el estudiante Eduardo Rayniero Alarcón Rodríguez, egresado de la carrera de Ingeniería en petróleo, de la Facultad de Ciencias de la Ingeniería, me permito declarar que una vez analizado en el sistema anti plagio COMPILATIO, luego de haber cumplido con los requerimientos exigidos de valoración, la presente tesis, se encuentra con un 8 % de la valoración permitida.



CERTIFICADO DE ANÁLISIS
magister

ALARCON_EDUARDO_TESIS_CFD
_IA

8%
Textos sospechosos

3% Similitudes
0 % similitudes entre comillas
< 1 % entre las fuentes mencionadas

4% Idiomas no reconocidos

3% Textos potencialmente generados por la IA


Nombre del documento: ALARCON_EDUARDO_TESIS_CFD_IA.pdf
ID del documento: 1e7ebfeb7c3d5df4467578f299c6ac85d1494e08
Tamaño del documento original: 4,87 MB

Depositante: EDISON ANDRÉS BRITO AVILA
Fecha de depósito: 26/11/2025
Tipo de carga: interface
fecha de fin de análisis: 26/11/2025

Número de palabras: 16.376
Número de caracteres: 121.403

Ubicación de las similitudes en el documento:




Ing. Edison Andrés Brito Ávila, MS.c

C.I.: 0927177428

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Eduardo Rayniero Alarcón Rodríguez, declaro bajo juramento que el presente trabajo de titulación denominado **“EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE FLUJO DE CRUDO MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL (CFD) E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN LA ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE PRECALENTAMIENTO PHI-B”**, no tiene antecedentes de haber sido elaborado en la Facultad de Ciencias de la Ingeniería, Carrera de Petróleos, lo cual es un trabajo exclusivamente inédito y perteneciente de mi autoría.

Por medio de la presente declaración cedo los derechos de autoría y propiedad intelectual, correspondientes a este trabajo, a la Universidad Estatal Península de Santa Elena, según lo establecido por la ley de propiedad intelectual, por su reglamento y por la normativa institucional vigente.

Atentamente,



Eduardo Rayniero Alarcón Rodríguez

C.I. 0401490800

CERTIFICACIÓN DEL TUTOR

Ing. Edison Andrés Brito Ávila., MSc.

TUTOR DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

Universidad Estatal Península de Santa Elena

En mi calidad de Tutor del presente trabajo EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE FLUJO DE CRUDO MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL (CFD) E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN LA ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE PRECALENTAMIENTO PH1-B previo a la obtención del Título de Ingeniero en petróleo elaborado por el Sr. Eduardo Rayniero Alarcon Rodríguez, egresado de la carrera de Petróleo, Facultad Ciencias de la Ingeniería de la Universidad Estatal Península de Santa Elena, me permito declarar que luego de haber orientado, estudiado y revisado, la apruebo en todas sus partes.



Ing. Edison Andrés Brito Ávila., MSc.

TUTOR

CERTIFICADO DE GRAMATOLOGÍA

La Libertad, 29 de noviembre de 2025

CERTIFICADO DE GRAMATOLOGÍA

Yo, Elsa Esmeralda Del Pezo Reyes, Master de escritura creativa en español, con cédula de ciudadanía 0910001007, certifico haber revisado el trabajo de integración curricular titulado **“EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE FLUJO DE CRUDO MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL (CFD) E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN LA ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE PRECALENTAMIENTO PH1”**, elaborado por **Eduardo Rayniero Alarcón Rodríguez**, como requisito para optar al título de **Ingeniero en Petróleo** en la facultad de **Ciencias de la Ingeniería de la Universidad Estatal Península de Santa Elena**.

En el contexto general el mencionado trabajo satisface los requisitos de redacción, estilo y ortografía para el uso del idioma español

La presente certificación se otorga para los fines académicos pertinentes, en la ciudad de La Libertad, a los veintinueve días del mes de noviembre de dos mil veinticinco.

Atentamente



Elsa Esmeralda Del Pezo Reyes

“MAGISTER DE ESCRITURA CREATIVA EN ESPAÑOL”

Número de cédula: 0910001007

Número de celular: 0963908010

Número de registro de SENESCYT: 7241181623

AGRADECIMIENTOS

Mi camino de vida responde a mi fe en Dios, el cuidado de mi familia y las oportunidades que el divino niño me ha brindado. Agradezco por ello a las personas que consolidaron mi formación académica. Al Ing. Jose Villegas, Superintendente de la RLL por ser un guía en mi camino al éxito, a mi tutor de tesis por el asesoramiento y en especial a mi madre Msc. Vilma Sandrita Rodríguez Vallejo quien me formó como ser humano y nunca claudicó en su sueño por ofrecerme un futuro mejor. Gracias a mi familia por el apoyo incondicional.

Agradezco a la EP Petroecuador por la colaboración y aporte en mi trabajo de titulación, además con énfasis agradezco a la Universidad Estatal Península de Santa Elena por esta oportunidad y a sus autoridades.

CONTENIDO

CERTIFICADO DE ANTIPLAGIO	V
DECLARACIÓN DE AUTORÍA	VI
CERTIFICACIÓN DEL TUTOR.....	VII
CERTIFICADO DE GRAMATOLOGÍA.....	VIII
AGRADECIMIENTOS.....	IX
CAPITULO I: INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	1
1.2 ANTEDECENTES	2
1.3 HIPÓTESIS	3
1.4 OBJETIVOS.....	3
1.4.1 Objetivo General.....	3
1.4.2 Objetivos Específicos	4
1.5 ALCANCE	4
1.6 VARIABLES.....	5
1.6.1 Variables Dependientes:	5
1.6.2 Variables Independientes:.....	5
CAPITULO II: MARCO TEÓRICO.....	6
2.1 Petróleo.....	6
2.1.1 Propiedades del petróleo.....	6
2.1.2. Incidencia en el comportamiento de flujo de crudo	8

2.2 Coque en tuberías	9
2.2.1. Definición	9
2.2.2 Mecanismo de formación	10
2.2.3. Consecuencias operativas	11
2.3 Flujo en tuberías	12
2.3.1 Presión	13
2.3.2 Velocidad de flujo	13
2.3.3 Régimen de flujo	13
2.3.4 Ecuación de continuidad.....	15
2.3.5 Ecuación general de la conservación de energía	15
2.3.6 Ecuación de Darcy para la pérdida de energía.	15
2.3.7 Desarrollo del perfil de velocidades en conductos	16
2.4. Horno de precalentamiento de crudo.....	17
2.4.1. Concepto.....	17
2.4.2. Estructura y funcionamiento.....	18
2.4.3 Transferencia de calor en sistemas tubulares	19
2.4.4 Incidencia en la formación de coque	19
2.5. Dinámica de fluidos computacional	20
2.5.1 Fundamento físico y matemático.....	20
2.5.2 Etapas del proceso	21
2.5.4 Generación del mallado	21
2.5.5 ANSYS como herramienta de simulación.....	23

2.6. Inteligencia artificial.....	24
2.6.1. Aprendizaje Automático (Machine Learning).....	24
2.6.2. Lógica Difusa	25
2.6.3 Modelo de clasificación binaria.....	25
2.6.4 Aplicación en la industria del petróleo	25
2.6.5 Análisis de anomalías en datos operativos	26
2.6.6 Justificación de su uso en este estudio	26
2.7 Horno de precalentamiento de crudo PH1-B.....	27
2.7.1 Flujo de crudo	28
2.7.2 Bases de diseño.....	28
2.7.3 Zona de radiación	29
2.7.4 Variables de operación	31
2.7.5 Informes de inspección y termografías.....	32
CAPITULO III: METODOLOGÍA.....	35
3.1 Tipo de estudio	35
3.1.1 Cuantitativo	35
3.1.2 Explicativo.....	35
3.2 Población y muestra	35
3.2.1 Población	35
3.2.2 Muestra	36
3.3 Consideraciones iniciales	36
3.3.1 Propiedades del hidrocarburo	36

3.3 Modelado mediante CFD	38
3.3.1 Preprocesamiento.....	38
3.3.2 Calidad del mallado	43
3.3.3 Definición de las propiedades y condiciones de frontera	45
3.3.4 Procesamiento.....	47
3.3.5 Posprocesamiento	49
3.4 Inteligencia artificial – Modelo de clasificación binaria	54
3.4.1 Data.....	54
3.4.2 Descripción del sistema físico	55
3.4.3 Procesamiento de la data	56
3.4.4 Definición de la variable objetivo	57
3.4.5 Selección del modelo de clasificación.....	59
3.4.6 Modelo de clasificación binaria.....	60
CAPITULO IV: ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	66
4.1 Contraste actual de las propiedades del hidrocarburo	66
4.2 Resultados CFD.....	66
4.3 Resultados del modelo de clasificación binaria.....	70
4.3.1 Resultados de la evaluación de desempeño del modelo	70
4.3.2 Resultados de las variables con relación al fenómeno de coque	72
4.3.3 Escenario de predicción en la formación temprana de coque.	74
4.4. Discusión	75
CAPITULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	76

5.1 CONCLUSIONES.....	76
5.2 RECOMENDACIONES	77
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	78

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Coque en tuberías.....	9
Figura 2. Coque por pirólisis.	9
Figura 3. Formación de coque en las tuberías.	10
Figura 4. Variación de temperatura	11
Figura 5. Consecuencias operativas.....	12
Figura 6. Desarrollo del perfil de velocidad en un tubo circular.....	12
Figura 7. Regímenes de flujo.....	14
Figura 8. Perfil de velocidad flujo laminar.	16
Figura 9. Diagrama horno tipo vertical	17
Figura 10. Estructura y diseño del horno.....	18
Figura 11. Tubería quemada con formación de coque.....	19
Figura 12. Tubería quemada con formación de coque.....	20
Figura 13. Mallado en una tubería circular.....	21
Figura 14. Proceso para implementar CFD.....	23
Figura 15. IA en el aprendizaje predictivo.....	24
Figura 16. Horno vertical PH1-B.	27
Figura 17. Recorrido del flujo de crudo	28
Figura 18. Vista superior distribución del serpentín.	29
Figura 19. Zona de radiación vista lateral	30
Figura 20. Ubicación de los sensores del horno	31

Figura 21. Controladores del sistema de combustible	32
Figura 22. Temperaturas máximas en el serpentín lado NO.	33
Figura 23. Temperaturas máximas en el serpentín lado SO.	33
Figura 24. Tubería con ruptura	34
Figura 25. Incrustaciones de coque en la tubería.	34
Figura 26. Medidor del punto de inflamación	37
Figura 27. Medición de la viscosidad	38
Figura 28. Geometría serpentín.....	39
Figura 29. Modelado serpentín	40
Figura 30. Modelado serpentín 6”	40
Figura 31. Extracción volumen interno serpentín 6”.....	41
Figura 32. Malla por default serpentín 6”.....	41
Figura 33. Parámetros Malla por default serpentín 6”.....	42
Figura 34. Malla refinado serpentín 6”	42
Figura 35. Vista frontal malla serpentín 6”	43
Figura 36. Detalles malla serpentín 6”	43
Figura 37. Detalles malla serpentín 6”	44
Figura 38. Fronteras serpentín 6”	45
Figura 39. Condición de frontera ingreso tubo serpentín 6”.....	46
Figura 40. Condición de frontera lado tubo serpentín 6”	46
Figura 41. Condición de frontera salida tubo serpentín 6”.....	47
Figura 42. Condición de frontera salida tubo serpentín 6”.....	48

Figura 43. Análisis de la energía cinética turbulenta y disipación turbulenta.	49
Figura 44. Perfil de velocidad desarrollado.	49
Figura 45. Perfil de velocidad 3D desarrollado.	50
Figura 46. Perfil de velocidad 3D codo.	50
Figura 47. Perfil de velocidad 3D codo.	51
Figura 48. Perfil de velocidad codo.	51
Figura 49. Perfil de velocidad a la salida del codo.	52
Figura 50. Perfil de velocidad tubo.	52
Figura 51. Perfil de velocidad tubo.	53
Figura 52. Zonas 3D codo.	53
Figura 53. Registro de operación.	54
Figura 54. Entorno del software anaconda	61
Figura 55. Entorno del software Jupyter notebook.	61
Figura 56. Carga de librerías	62
Figura 57. Carga del dataset	62
Figura 58. Limpieza y cuantificación del dataset.	63
Figura 59. Partición del dataset.	63
Figura 60. Modelo de clasificación binaria.	64
Figura 61. Valoración del modelo de clasificación binaria.	64
Figura 62. Distribución 2D de la velocidad.	67
Figura 63. Distribución tubo normal de la presión.	67
Figura 64. Distribución tubo de la disipación de energía cinética turbulenta.	68

Figura 65. Distribución 2D de la energía cinética turbulenta.	68
Figura 66. Distribución 2D de la viscosidad turbulenta.....	69
Figura 67. Distribución tubo de la viscosidad turbulenta.....	69
Figura 68. Matriz de confusión.	70
Figura 69. Gráfica de Roc	71
Figura 70. Matriz de correlación.	72
Figura 71. Gráfica de dispersión.	73
Figura 72. Proyección de escenarios.....	74
Figura 73. Gráfica comparativa predicción de escenarios.	74
Figura 74. Variación de la gravedad específica.....	88
Figura 75. Variación de la viscosidad.....	88

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Sistema de unidades para el horno PH1-B	28
Tabla 2. Propiedades del hidrocarburo.....	36
Tabla 3. Criterios de oblicuidad.....	44
Tabla 4. Condiciones binarias.....	57
Tabla 5. Condiciones formación temprana de coque	58
Tabla 6. Métricas de desempeño del modelo de clasificación binaria	65
Tabla 7. Tabla comparativa de las propiedades del hidrocarburo.	66
Tabla 8. Promedio de las propiedades del crudo	86

“EVALUACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE FLUJO DE CRUDO
MEDIANTE DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL (CFD) E
INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA REDUCCIÓN DE COQUE EN
LA ZONA DE RADIACIÓN DEL HORNO DE PRECALENTAMIENTO
PH1-B”

Autor: Alarcon Rodríguez Eduardo Rayniero

Tutor: Ing. Edison Andrés Brito Ávila, MS.c

RESUMEN

El presente trabajo evaluó el comportamiento del flujo de crudo en el serpentín de la zona de radiación del horno de precalentamiento tipo vertical de la Refinería de La Libertad, con el objetivo de generar estrategias para reducir la formación temprana de coque. El modelado para la comprensión de los fenómenos físicos, así como su cálculo, se realizó mediante el software ANSYS en la simulación de los perfiles de velocidad y los efectos hidrodinámicos del hidrocarburo sobre la tubería; en paralelo un modelo de clasificación binaria entrenado con 800 registros históricos de las variables de proceso es la base comparativa para estimar anomalías anticipando escenarios críticos. Los resultados obtenidos incluyen mapas de riesgo por sección y un escenario prospectivo a 30 días; ambos criterios de evaluación estimaron que un menor tiempo de residencia del fluido durante su procesamiento en la zona de radiación es el principal objeto de control y debe ser modificado de acuerdo con las propiedades presentes del hidrocarburo. En conclusión, la integración de CFD e IA constituye una estrategia preventiva de monitoreo y soporte, que anticipa y mitiga condiciones operativas que superen los umbrales críticos, reduciendo el riesgo de formación temprana de coque.

PALABRAS CLAVE: *perfiles de velocidad, zona de radiación, coque, regresión lineal.*

“EVALUATION OF CRUDE OIL FLOW BEHAVIOR USING
COMPUTATIONAL FLUID DYNAMICS (CFD) AND ARTIFICIAL
INTELLIGENCE FOR COKE REDUCTION IN THE RADIATION
ZONE OF THE PH1-B PREHEATING FURNACE”

Autor: Alarcon Rodríguez Eduardo Rayniero

Tutor: Ing. Edison Andrés Brito Ávila, MS.c

ABSTRACT

The present work evaluated the behavior of the crude oil flow in the coil of the radiation zone of the vertical preheating furnace of the La Libertad Refinery, with the aim of generating strategies to reduce the early formation of coke. The modeling for the understanding of physical phenomena, as well as its calculation, was carried out using ANSYS software in the simulation of the velocity profiles and the hydrodynamic effects of the hydrocarbon on the pipeline; At the same time, a binary classification model trained with 800 historical records of the process variables is the comparative basis for estimating anomalies in anticipation of critical scenarios. The results obtained include risk maps by section and a 30-day prospective scenario; both evaluation criteria estimated that a shorter residence time of the fluid during its processing in the radiation zone is the main object of control and should be modified according to the present properties of the hydrocarbon. In conclusion, the integration of CFD and AI constitutes a preventive monitoring and support strategy, which anticipates and mitigates operating conditions that exceed critical thresholds, reducing the risk of early coke formation.

KEYWORDS: *velocity profiles, radiation zone, coke, linear regression.*

CAPITULO I: INTRODUCCIÓN

1.1 PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

La generación de derivados de petróleo en Ecuador se encuentra comprometida por la creciente demanda de estos subproductos que de 2023 a 2025 alcanzaron un déficit de 71,7 millones de barriles (Banco Central del Ecuador, 2024).

En el año 2015 el horno de precalentamiento tipo vertical PH1-B, inició su actividad en el complejo de la Refinería de La Libertad, considerando como base de su diseño el procesamiento de un crudo con un valor API promedio de 27,1° (American Petroleum Institute, 2016). La variación en la actualidad de las características del hidrocarburo acentuó variables críticas como la geometría del serpentín en la zona de radiación, provocando recurrentes problemas operativos tales como la fatiga mecánica en la tubería en la zona del hogar; que conllevaron a intervalos de paralización en el procesamiento del crudo y como consecuencia pérdidas económicas para la industria y el país (Pérez-Álvarez et al., 2021).

El problema principal que presenta el horno de precalentamiento es el desarrollo de puntos calientes en su haz de tubos, ocasionado por una acumulación gradual de coque en la pared del sistema, generado por un régimen de flujo laminar, bajas presiones de ingreso y variaciones en la distribución de la temperatura (Chandia, 2011). La acumulación de coque en la pared interna del tubo genera una deficiente transferencia de calor al flujo de crudo lo que representa un mayor consumo energético requerido para alcanzar las condiciones del proceso (Çengel, Yunus A.; Ghajar, 2015). Es así como la falta de indicadores de prevención para el control en el procesamiento del petróleo genera incertidumbre en el comportamiento del fluido en su paso por los sistemas de precalentamiento y craqueo (Rivas-Perez et al., 2014).

1.2 ANTECEDENTES

(Laurencio Alfonso et al., 2024) estima las variaciones en la densidad y la viscosidad del petróleo en función de la temperatura producidas por un diferencial en las condiciones de operación en flujos laminares. Además, presenta un modelo para la evaluación del comportamiento del hidrocarburo en base al intercambio térmico, la mecánica de fluidos y las ecuaciones que gobiernan su interacción con el medio tubular (Wu et al., 2025).

Estudios previos determinaron que los hornos de precalentamiento y la acumulación gradual de coque en la tubería, están condicionados por el porcentaje de asfaltenos del producto; un modelo axi-simétrico bidimensional mediante CFD (Computational Fluid Dynamics) se planteó por (Souza et al., 2006) para su estimación.

A nivel regional un estudio sugiere el CFD como una técnica que permite calcular temperaturas máximas de piel de tubo con bajas discrepancias a las que se presentan en operación (Díaz-Mateus & Castro-Gualdrón, 2011). La transferencia de calor en la zona de radiación al sistema de tubos de precalentamiento es desarrollado en la industria de refinación de hidrocarburos a nivel global por su relevancia (Jegla et al., 2011).

La conservación de energía, conservación de masa y cantidad de movimiento se desarrollan en un estudio previo a nivel nacional para el análisis de flujos multifásicos dentro de una sección transversal que por el comportamiento inmiscible entre las fases de petróleo, gas; provoca velocidades distintas; generando diferentes patrones de flujo señalando que el estudio se llevó a cabo a condiciones de superficie y no considero la transferencia de calor (Muñoz, 2020).

Modelos en IA para la predicción de fallas en equipos turbocompresores analizan la funcionalidad de las técnicas de aprendizaje automático, y redes neuronales

combinados con lógica difusa para generar indicadores preventivos (Villegas Morphy, 2021). El modelado por IA genera eficiencia operativa y seguridad (Tontiwachwuthikul et al., 2020).

El machine learning (ML) aplicado a un mantenimiento preventivo evalúa el comportamiento del equipo en busca de patrones y anomalías utilizando técnicas de IA como algoritmos de aprendizaje automático, aprendizaje profundo en etapas tempranas (Ganesh Shankar Gowekar, 2024; van Dinter et al., 2022).

En consecuencia, el presente trabajo tiene como objetivo el generar un modelo visual para la evaluación de perfiles de velocidad y un modelo de identificación de anomalías operacionales que determinen la formación temprana de coque (Carrillo-Villavicencio & Parra-Jácome, 2021).

1.3 HIPÓTESIS

El análisis de los informes de operación en conjunto con el modelado del comportamiento del flujo de crudo mediante CFD (dinámica de fluidos computacional e IA (inteligencia artificial) permite identificar patrones atípicos y ofrece criterios operativos para prevenir su aparición.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo General

Evaluar el comportamiento del flujo de crudo en la zona de radiación del horno PH1-B mediante CFD e inteligencia artificial para reducir la formación de coque.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Analizar la operatividad del horno y propiedades del hidrocarburo que influyen en la formación de coque, a partir de los registros de operación.
- Simular el comportamiento de flujo de crudo en el haz de tubos de la zona de radiación mediante CFD considerando la geometría del sistema y los parámetros críticos ingresados.
- Interpretar mediante el software ANSYS y el modelo de IA los diferentes escenarios operativos, con las variables a modificar para la reducción en la formación de coque.

1.5 ALCANCE

El alcance de este estudio comprende la evaluación del flujo de crudo en el serpentín de la zona de radiación del horno de precalentamiento PH1-B de la refinería de La Libertad-Ecuador, mediante herramientas de dinámica de fluidos computacional e IA para el análisis de registros de operación, que permitan identificar parámetros fuera de rango como un condicionante en la formación de coque.

Este estudio tiene como población de referencia el sistema de 54 tubos que conforman la zona del hogar del horno y toman en cuenta variables como la presión, temperatura y caudal de ingreso y salida para su interpretación por un modelo de IA.

Sin embargo, a nivel de modelado mediante CFD se seleccionó una muestra focalizada de 3 tubos justificada por la criticidad en cuanto a oxidación térmica y fatiga mecánica presentada, esto se determinó de acuerdo con informes de inspección, termografías y una evaluación visual de campo. La muestra seleccionada se ubica en el cuadrante Noreste de la disposición del serpentín en el horno y es la base para la comprensión de la transferencia de calor y

condiciones críticas de operación que representan el fenómeno de la formación de coque.

Como limitantes se señala que el presente trabajo considera un flujo monofásico y no integra la combustión del hogar, el perfil de llama, ni procesos de remoción mecánica o química. Los resultados identifican condiciones de operación que favorecen a la formación de coque y propone el ajuste de variables operativas para su prevención.

1.6 VARIABLES

1.6.1 Variables Dependientes:

- Presión y caudal de ingreso.
- Perfil de velocidad del fluido
- Tiempo de residencia

1.6.2 Variables Independientes:

- Transferencia de calor
- Propiedades del hidrocarburo (API, viscosidad)
- Temperatura de ingreso y salida.
- Régimen de flujo

CAPITULO II: MARCO TEÓRICO

Se presenta de manera sistemática los conceptos que fundamentan el estudio del comportamiento del flujo de crudo en el sistema elegido y la interacción que sufre con la transferencia de calor. El enfoque propuesto contempla conceptos referentes a un flujo monofásico de petróleo para su simulación y el uso de la IA como herramienta auxiliar en la detección de anomalías operacionales (Wang & Song, 2025).

2.1 Petróleo

El petróleo crudo es una mezcla natural de hidrocarburos en estado líquido que también contiene pequeñas proporciones de compuestos como azufre, nitrógeno y otros elementos (ASTM International, 2023; Speight, 2001).

2.1.1 Propiedades del petróleo

Dependiendo de su origen, el petróleo crudo puede presentar diferencias notables en la longitud de las cadenas de hidrocarburos que lo componen, así como en la proporción de los compuestos asociados (Speight, 2001).

a) Densidad. – Es la cantidad de masa presente por unidad de volumen de una sustancia. La densidad de una sustancia depende de la temperatura y de la presión (Mott, Robert L.; Untener, 2015).

$$\rho = \frac{m}{V}$$

Donde:

ρ : densidad

m: masa.

V: volumen.

b) Gravedad específica. – La gravedad específica del petróleo es una propiedad sin unidades que compara la densidad del crudo con la del agua, ambas medidas a una misma temperatura de referencia @ 60 °F. (Speight, 2015).

$$sg = \frac{\rho_0}{\rho_w}$$

Donde:

sg: gravedad específica

ρ_0 : Densidad del petróleo.

ρ_w : Densidad del agua.

c) API. – Es una escala creada por el Instituto Americano del Petróleo (API) que permite expresar en grados, la densidad relativa de los subproductos líquidos derivados del petróleo (American Petroleum Institute, n.d.; Schlumberger, n.d.-a).

$$^{\circ}API = \frac{141,5}{sg} - 131,5$$

d) Peso específico. - Corresponde a la medida del peso que posee una sustancia en relación con el volumen que ocupa (Çengel, Yunus A. & Ghajar, 2014).

$$\gamma = \frac{w}{V}$$

Donde:

γ : peso específico

w: peso.

V: volumen.

e) Viscosidad. – La viscosidad expresa la resistencia interna que ofrece un fluido a su movimiento y se determina a partir de la relación entre el esfuerzo cortante aplicado y la velocidad con la que el fluido se deforma (Schlumberger, n.d.-b). En los líquidos, las moléculas están mucho más próximas entre sí que en los gases,

lo que genera mayores fuerzas de cohesión. Estas fuerzas son las que explican en gran parte la viscosidad, la cual tiende a disminuir cuando aumenta la temperatura, ya que la cohesión molecular se debilita. En términos simples, la viscosidad puede entenderse como la fricción interna del fluido que se opone a su movimiento (Mott, Robert L.; Untener, 2015).

$$\mu_{od} = 0,32 + \frac{1,38 \cdot 10^7}{API^{4,53}} \cdot \left(\frac{360}{T+200} \right) \quad (\text{cp})$$

Donde:

$$A = 10^{0,43 + \frac{8,33}{API}}$$

f) Contenido de azufre. – El contenido de azufre en el petróleo se determina como el porcentaje en peso de este elemento presente en la muestra. Una concentración elevada de azufre disminuye el valor comercial del crudo, debido a las dificultades que introduce en los procesos de refinación y a la menor calidad de los productos obtenidos. El crudo con altos niveles de azufre se denomina crudo agrio (>0.5% %wt S) y el crudo de mayor calidad se denomina crudo dulce (<0.5%wt S) (Bajia et al., 2017).

g) Contenido de asfáltenos. – El contenido de asfáltenos se relaciona directamente con la tendencia del petróleo a formar residuos carbonosos. Estos compuestos, junto con los productos derivados del crudo, sirven como indicadores de la propensión de una muestra a generar depósitos de carbono o coque térmico cuando es sometida a condiciones de alta temperatura (Speight, 2015).

2.1.2. Incidencia en el comportamiento de flujo de crudo

Las propiedades del hidrocarburo a procesar son la base para el diseño del horno de precalentamiento y estas características son la consecuencia directa en la cantidad de la formación de coque al interior del serpentín por donde circula crudo. La viscosidad influye directamente en la movilidad del fluido y, por consiguiente, en el desempeño de las bombas, generando fluctuaciones de presión asociadas a la carga. El contenido de asfáltenos y azufre afecta la cantidad de residuos generados durante el procesamiento del crudo. Los fluidos con alto índice de viscosidad mantienen su consistencia ante cambios de temperatura, mientras que los de bajo índice presentan variaciones mucho mayores.

2.2 Coque en tuberías.

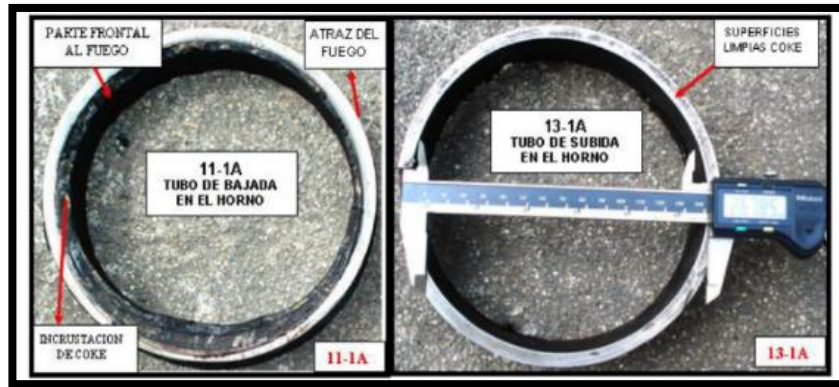


Figura 1. Coque en tuberías.

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinería estatal.

2.2.1. Definición

El coque es un sólido con alto contenido de carbono y gran poder calorífico, caracterizado por su porosidad y su bajo nivel de humedad y cenizas. En los crudos pesados, donde existe una mayor concentración de asfaltenos, la formación de coque se incrementa de manera proporcional a su concentración. Su estructura interna está compuesta por una mezcla de carbono amorfo y microcristales grafiticos dispuestos en formas y tamaños variables, atravesados por cavidades cuya dimensión depende de la pureza del material y de las condiciones del proceso (Bonilla Duarte, Diego; Rodríguez Jiménez, 2012).

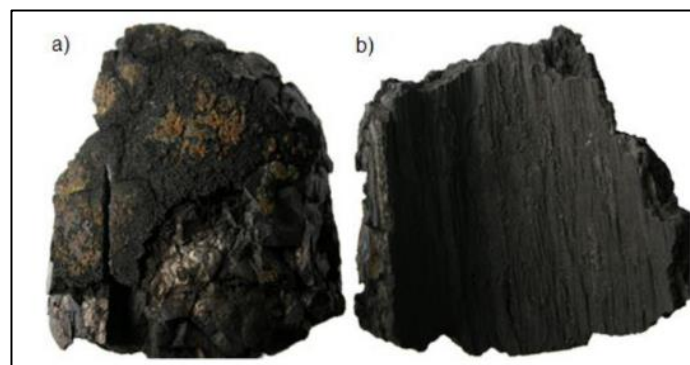


Figura 2. Coque por pirólisis.

Nota. Tomado de (Bonilla Duarte, Diego; Rodríguez Jiménez, 2012).

2.2.2 Mecanismo de formación

Durante el proceso de craqueo del crudo, la formación y crecimiento del coque se debe a las reacciones entre micro especies, principalmente compuestos azufrados, acetilénicos y radicales libres que ocurren sobre las superficies donde ya existe material carbonoso depositado. El acetileno interactúa con los radicales superficiales generando anillos aromáticos, los cuales al deshidrogenarse, originan nuevas estructuras de coque y liberan más radicales activos. Este fenómeno desencadena una reacción en cadena que favorece la formación progresiva de compuestos de alto peso molecular y la acumulación de depósitos carbonosos (Bonilla Duarte, Diego; Rodríguez Jiménez, 2012).



Figura 3. Formación de coque en las tuberías.

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinería estatal.

2.2.3. Consecuencias operativas

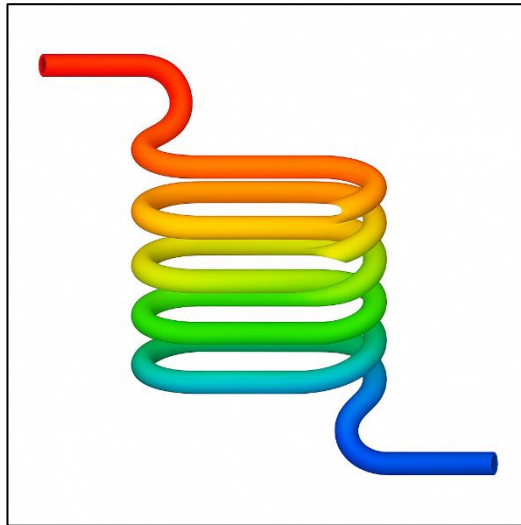


Figura 4. Variación de temperatura

Nota. Imagen generada por (OpenAI, 2025).

a) Efecto en la transferencia de calor.

Los asfáltenos tienden a polimerizarse y condensarse sobre las paredes internas de los tubos, formando una capa sólida que altera la transferencia de calor y actúa como barrera térmica, reduciendo la eficiencia del proceso (Zheng et al., 2020).

El coque se comporta como un aislante debido a que modifica la conductividad térmica del material por el que circula el fluido y reduce capacidad de este material para transmitir calor a través de su estructura interna generando bajas temperaturas (Çengel, Yunus A.; Ghajar, 2015).

b) Condiciones de formación en el interior de los tubos.

En los flujos verticales pueden presentarse condiciones operativas no deseadas. Cuando las velocidades y el grado de vaporización son bajos, el vapor tiende a separarse del líquido, originando una mayor concentración de fase líquida en los tubos con flujo ascendente y una mayor presencia de vapor en los de flujo descendente, fenómeno conocido como flujo estratificado. Esta distribución desigual provoca un incremento de la temperatura en la superficie de los tubos con flujo descendente, lo que favorece el

craqueo térmico de los hidrocarburos y la formación de depósitos carbonosos en las paredes internas (Chandia, 2011).

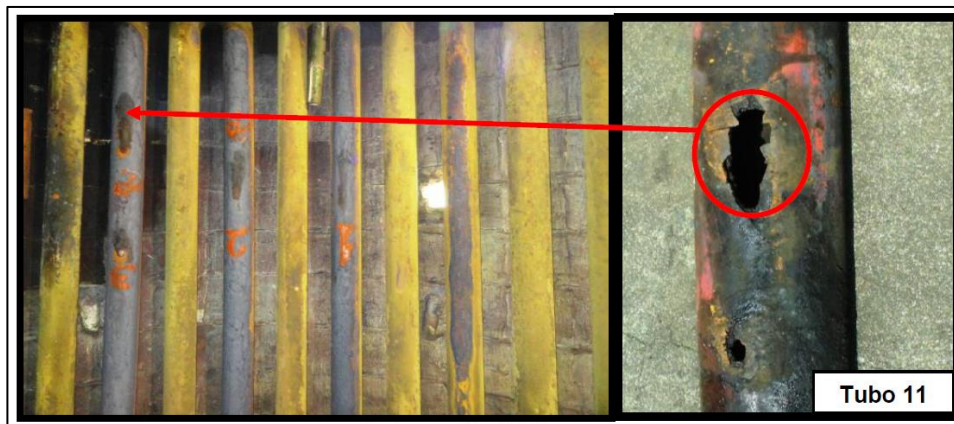


Figura 5. Consecuencias operativas

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinería estatal.

2.3 Flujo en tuberías

Un fluido es una sustancia que cambia de forma de manera continua, sin importar la dimensión del esfuerzo cortante aplicado (Chen et al., 2026). El campo de flujo se define a través de la distribución de velocidades y el movimiento del fluido que se desarrolla en una geometría tridimensional, donde la velocidad cambia en las tres direcciones espaciales (Çengel, Yunus A. & Ghajar, 2014).

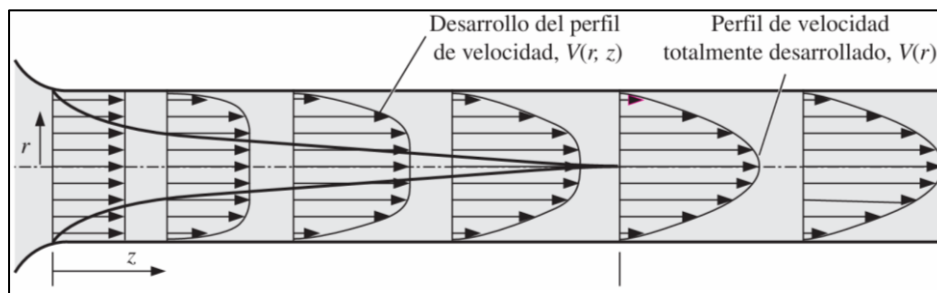


Figura 6. Desarrollo del perfil de velocidad en un tubo circular.

Nota. Tomado de (Çengel, Yunus A. & Ghajar, 2014).

2.3.1 Presión

La presión se define como una magnitud escalar que resulta de dividir la fuerza aplicada perpendicularmente sobre una superficie entre el área sobre la cual actúa dicha fuerza (Mott, Robert L.; Untener, 2015).

$$P = \frac{F}{A}$$

Donde:

P: presión

F: fuerza.

A: área.

2.3.2 Velocidad de flujo

La rapidez de flujo o caudal volumétrico representado por Q , se define como el volumen de fluido que atraviesa una sección determinada por unidad de tiempo (Çengel, Yunus A. & Ghajar, 2014).

$$Q = vA$$

Donde:

A: representa el área de la sección.

v: indica la velocidad promedio del flujo.

Q: caudal.

2.3.3 Régimen de flujo

El comportamiento de un fluido, especialmente en lo relacionado con las pérdidas de energía, depende en gran medida del régimen de flujo, ya sea laminar o turbulento, dado que cada uno presenta características distintas de fricción y transferencia de cantidad de movimiento (Muñoz, 2020).

a) Número de Reynolds. - El número de Reynolds es un parámetro adimensional que define el régimen de flujo laminar o turbulento, al relacionar la inercia del fluido con sus fuerzas viscosas, siendo clave para evaluar la estabilidad y las pérdidas de energía en el sistema (Çengel, Yunus A. & Ghajar, 2014).

$$N_R = \frac{vD\rho}{\eta}$$

Donde:

v : velocidad.

η : viscosidad.

D : diámetro de la tubería.

ρ : densidad.

b) Régimen laminar. - El flujo laminar se caracteriza por el movimiento ordenado y paralelo de las partículas del fluido, propio de bajas velocidades y sin mezcla entre capas [$N_{re} < 2000$] (Muñoz, 2020).

c) Régimen turbulento. - El flujo turbulento se caracteriza por un movimiento caótico con mezcla intensa entre las capas del fluido [$Re > 2000-2300$] (Benalcázar Gómez et al., 2017).

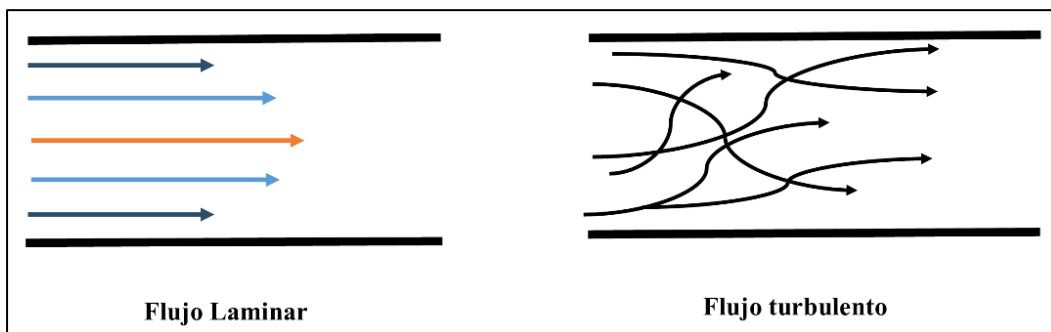


Figura 7. Regímenes de flujo.

Nota. Autor.

2.3.4 Ecuación de continuidad.

Este principio permite establecer la relación entre la densidad del fluido, el área de la sección y la velocidad del flujo en dos puntos de un sistema en régimen estacionario. Es aplicable tanto a líquidos como a gases, y constituye la base para determinar la velocidad del fluido en sistemas de tuberías cerrados (Zeledón Herrera et al., 2024).

$$\rho_1 A_1 v_1 = \rho_2 A_2 v_2$$

Donde:

ρ_1 : densidad.

A: área.

v: velocidad.

2.3.5 Ecuación general de la conservación de energía

El fundamento teórico de la mayoría de las ecuaciones que describen el flujo de fluidos se basa en el principio de equilibrio energético (Beggs, 1991). Este enfoque se expresa mediante la ecuación de balance de energía, la cual representa la cantidad de energía por unidad de peso del fluido que circula a través del sistema (Riaño Valle, 2020).

$$\frac{p_1}{\gamma} + \frac{v_1^2}{2g} + z_1 + h_A - h_R - h_L = \frac{p_2}{\gamma} + \frac{v_2^2}{2g} + z_2$$

Donde:

$\frac{p_1}{\gamma} + \frac{v_1^2}{2g} + z_1$: La energía poseída por el fluido por unidad de peso

h_A : Energía añadida

h_R : Energía removida

h_L : Energía perdida

2.3.6 Ecuación de Darcy para la pérdida de energía.

Una parte de la pérdida de energía en un sistema de flujo se origina por la fricción interna del fluido en movimiento. En el caso específico del flujo a través de tuberías, dicha

fricción es proporcional a la carga cinética del fluido y depende de la relación entre la longitud de la tubería y su diámetro hidráulico (Çengel, Yunus A. & Ghajar, 2014).

$$h_L = f x \frac{L}{D} x \frac{v^2}{2g}$$

Donde:

h_L : pérdida de energía debido a la fricción

f : factor de fricción adimensional

L: Longitud de la corriente de flujo.

2.3.7 Desarrollo del perfil de velocidades en conductos

La velocidad del flujo dentro de una tubería no es uniforme a lo largo de su sección transversal. En conductos circulares, el fluido presenta velocidad nula en las paredes, debido al contacto con la superficie sólida, y esta aumenta gradualmente hacia el centro, donde alcanza su valor máximo. (Mott, Robert L.; Untener, 2015).

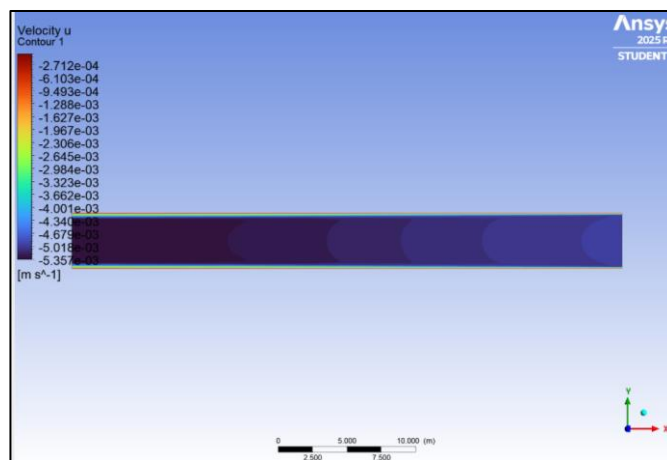


Figura 8. Perfil de velocidad flujo laminar.

Nota. Elaboración propia con ANSYS Fluent 2025 R2 (versión estudiante).

2.4. Horno de precalentamiento de crudo

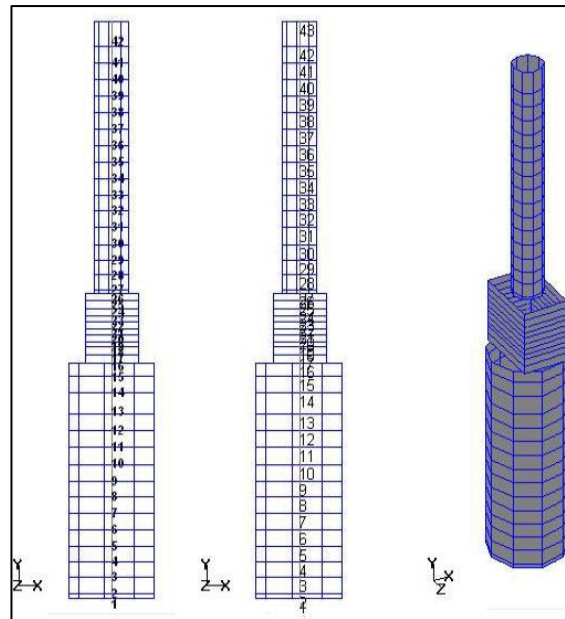


Figura 9. Diagrama horno tipo vertical

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal.

2.4.1. Concepto

Un horno vertical es un equipo industrial destinado al calentamiento o tratamiento térmico de materiales, cuyo diseño cilíndrico y disposición vertical optimizan la transferencia de calor (American Petroleum Institute, 2016). Se utiliza principalmente en refinerías, plantas químicas y petroquímicas para elevar la temperatura de fluidos, gases o sólidos. En su interior, los tubos de proceso o serpentines se ubican verticalmente dentro de la cámara de combustión, la cual cuenta con secciones de radiación y convección que aprovechan ambos mecanismos de transferencia de calor. Según su configuración, el horno puede operar con quemadores de tiro natural o forzado (Rodríguez Mora, 2023).

2.4.2. Estructura y funcionamiento

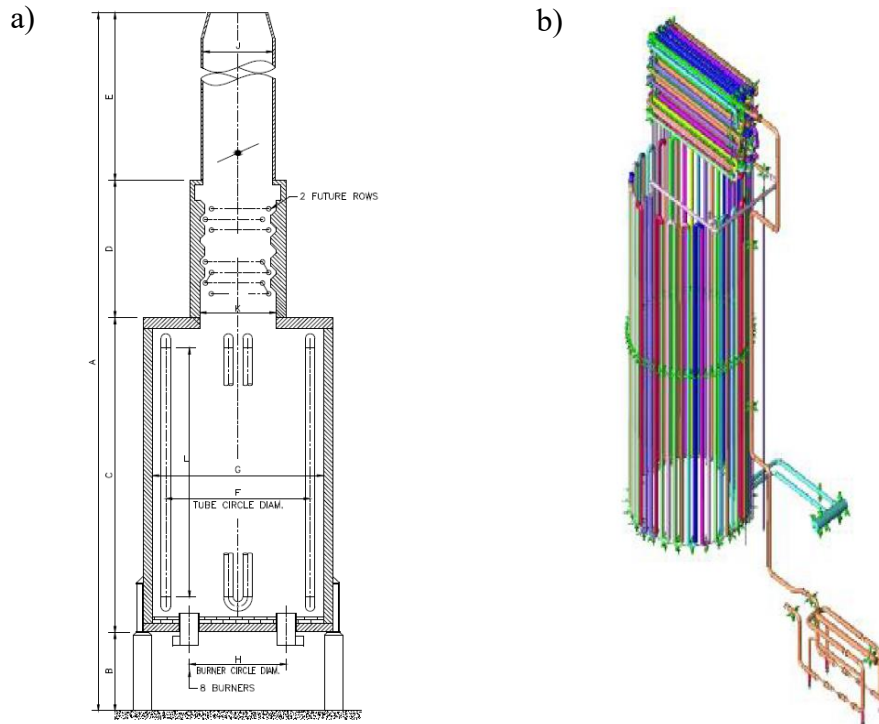


Figura 10. Estructura y diseño del horno

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal.

En un horno de precalentamiento, se considerarán dos cámaras principales por las que circula el fluido (radiante y convectiva). La zona de radiación es la cámara inferior del horno (sección C- Fig.10-a), que está aislada internamente y en el fondo se alojan los quemadores, caracterizada por un serpentín vertical de tubería lisa (Fig.10- b). La zona de convección se encuentra situada por encima de la sección radiante (sección D - Fig.10-a) y el flujo se da en tubos se encuentran fuera del alcance de la llama calentados por el fenómeno de convección.

Estos hornos operan a presión negativa (depresión) para garantizar una adecuada circulación del aire y evacuación de los gases de combustión, los cuales son expulsados a través de la chimenea (American Petroleum Institute, 2016).

2.4.3 Transferencia de calor en sistemas tubulares

La transferencia de calor es el proceso mediante el cual la energía térmica se desplaza entre cuerpos o sistemas con diferente temperatura, de acuerdo con la segunda ley de la termodinámica, que establece que el calor fluye naturalmente desde las zonas más calientes hacia las más frías. (Çengel, Yunus A.; Ghajar, 2015).

Este estudio se centra en la transferencia de calor por radiación la cual consiste en la emisión de energía térmica en forma de ondas electromagnéticas generadas por el movimiento de partículas cargadas dentro de la materia (Kreith, F., Manglik, R. M., & Bohn, 2011).

2.4.4 Incidencia en la formación de coque

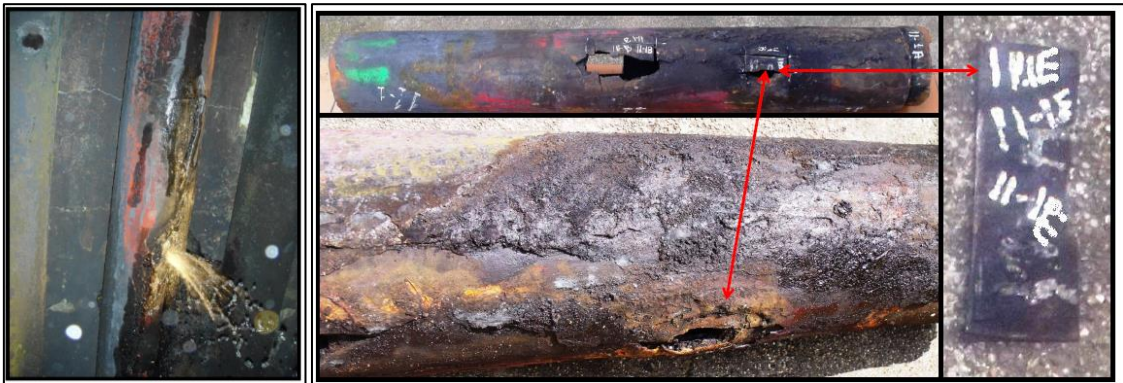


Figura 11. Tubería quemada con formación de coque

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinería estatal.

La temperatura de film es un parámetro crítico para evaluar la formación de coque en el interior de los tubos, ya que determina la tendencia del fluido a iniciar el craqueo térmico. El film corresponde a una delgada capa de fluido en contacto con la pared interna del tubo, donde el flujo es laminar. Cuando la temperatura del film supera aproximadamente los 350 °C, los hidrocarburos comienzan a descomponerse, originando los primeros depósitos de coque sobre la superficie interna del tubo (Chandia, 2011).

2.5. Dinámica de fluidos computacional

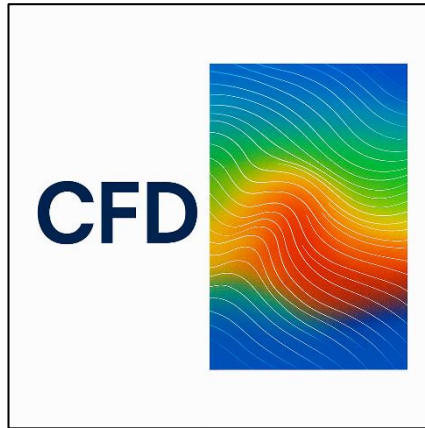


Figura 12. Tubería quemada con formación de coque

Nota. Imagen generada por (OpenAI, 2025).

La dinámica de fluidos computacional (CFD) es el campo de estudio dedicado a solucionar ecuaciones del flujo de fluidos numéricamente y reproduciendo el campo de flujo mediante una computadora en función de las ecuaciones gobernantes de conservación de masa, momento y energía (Zawawi et al., 2018).

2.5.1 Fundamento físico y matemático

La dinámica de fluidos computacional (CFD) divide una malla de elementos finitos, sobre la cual se aplican las condiciones iniciales y de contorno necesarias para obtener una aproximación del comportamiento del flujo (Hu et al., 2011).

El flujo de un fluido en una tubería se caracteriza a través de las ecuaciones de continuidad, conservación de la energía y la relación de Darcy Weisbach, que en conjunto describen la variación de masa, energía y pérdidas por fricción a lo largo del sistema (Zawawi et al., 2018). Un análisis más preciso del campo de velocidades, presiones y esfuerzos cortantes mediante simulación CFD, emplea la formulación diferencial de la dinámica de fluidos, descrita por las ecuaciones de Navier Stokes:

$$\rho \left(\frac{\partial v}{\partial t} + V \cdot \nabla V \right) = -\nabla P + \mu \nabla^2 V + \rho \cdot g$$

Donde:

V : vector velocidad

P : Presión

μ : viscosidad dinámica

g : aceleración gravitacional

2.5.2 Etapas del proceso

El software de dinámica de fluidos computacional (CFD) se compone de tres módulos principales:

- Preprocesador, encargado de definir la geometría del problema, generar la malla de cálculo y establecer los parámetros del flujo junto con las condiciones de contorno.
- Solucionador, responsable de resolver las ecuaciones gobernantes del flujo aplicando métodos numéricos como el de diferencias finitas, elementos o volúmenes finitos.
- Post procesador, utilizado para procesar, analizar y visualizar los resultados de la simulación en formatos gráficos e interpretables.

2.5.4 Generación del mallado

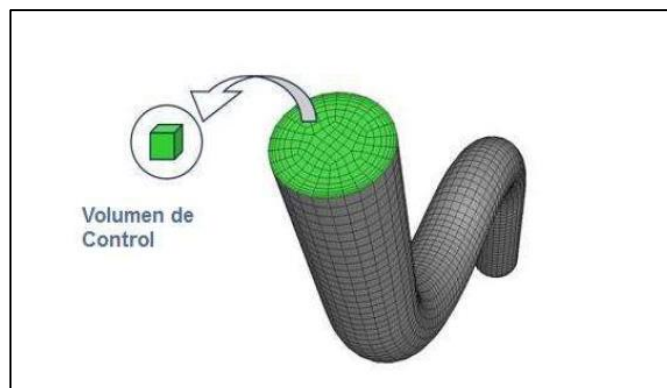


Figura 13. Mallado en una tubería circular

Nota. Tomado de (Zawawi et al., 2018).

La generación de la malla computacional consiste en dividir el dominio de estudio en un conjunto de celdas discretas que representan el espacio donde se resolverán las ecuaciones del flujo. Estas celdas suelen tener forma de tetraedros, hexaedros, prismas o pirámides, y los puntos ubicados en sus bordes o centros se denominan nodos (Hu et al., 2011; Souza et al., 2006).

a) Tipo de mallado.

Una vez definidos los puntos del dominio, se conectan para formar celdas que conforman la malla computacional, cuya geometría varía según la dimensión del modelo. En función de la conectividad entre nodos, las mallas se clasifican en estructuradas, no estructuradas e híbridas (Owolabi et al., 2020).

Nos centramos en las mallas no estructuradas que generan elementos triangulares (2D) o tetraédricos (3D) de forma automática, sin depender de la complejidad geométrica del dominio.

b) Condición de contorno.

En la simulación CFD, las condiciones de contorno son esenciales para definir el comportamiento del flujo en los límites del dominio, determinando cómo interactúa el fluido con las superficies sólidas y las zonas de entrada o salida. Estas condiciones permiten asignar valores de velocidad, presión o temperatura a las caras de la malla, representando con precisión los límites físicos del sistema (Zawawi et al., 2018).

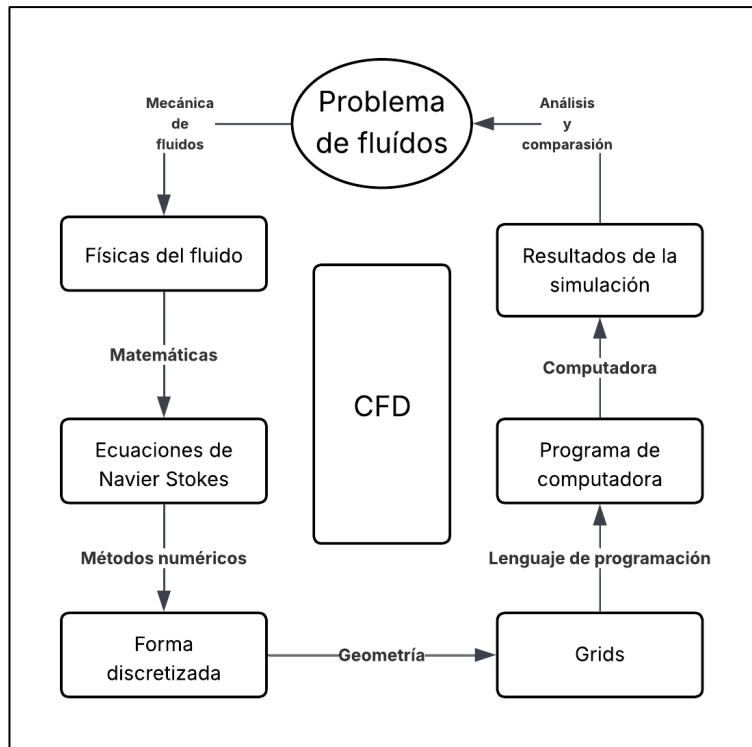


Figura 14. Proceso para implementar CFD

Nota. Tomado de (Zawawi et al., 2018).

2.5.5 ANSYS como herramienta de simulación

ANSYS Fluent es un software de simulación CFD ampliamente utilizado por su capacidad para modelar fenómenos complejos en geometrías de alta complejidad (Deghal Cheridi et al., 2025). Destaca por su flexibilidad en la generación de mallas no estructuradas, que permite adaptar la resolución del modelo a regiones críticas del flujo con diferentes tipos de elementos (Zaripov et al., 2018). En sistemas donde las condiciones del fluido no pueden simplificarse, este programa posibilita un análisis preciso del comportamiento térmico y dinámico, incluyendo la interacción entre la conducción en sólidos y la convección en fluidos mediante simulaciones de transferencia de calor conjugada (Rybdylova et al., 2016).

2.6. Inteligencia artificial

La informática a partir de la generación de sistemas de aprendizaje y razonamiento se traduce como inteligencia artificial, considerado en su aplicación industrial en la mejora de la eficiencia operativa y la toma de decisiones (Lu et al., 2019). Mediante algoritmos capaces de procesar y aprender de grandes volúmenes de datos, la IA permite identificar patrones, optimizar procesos y anticipar condiciones operativas, aportando un enfoque más preciso y adaptable que los métodos tradicionales de gestión y análisis (Brynjolfsson & Mitchell, 2017; Koroteev & Tekic, 2021).

2.6.1. Aprendizaje Automático (Machine Learning)

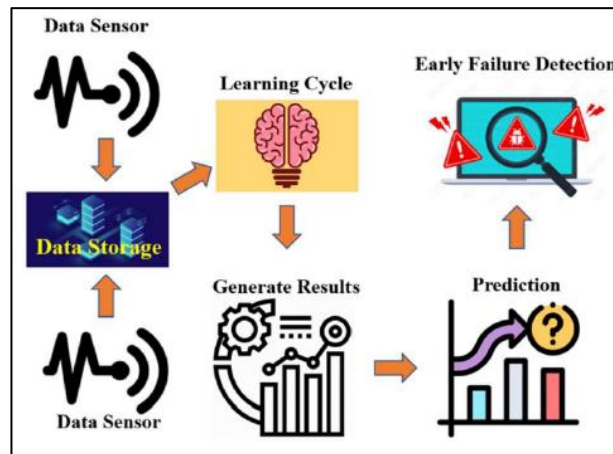


Figura 15. IA en el aprendizaje predictivo

Nota. Tomado de (Hosseinzadeh et al., 2023).

El aprendizaje automático, es una rama de la inteligencia artificial enfocada en el desarrollo de algoritmos capaces de identificar patrones en los datos, aprender de ellos y generar conocimiento útil para optimizar procesos (Portugal et al., 2018). Su aplicación en los ámbitos tecnológico y empresarial permite mejorar la toma de decisiones, la eficiencia operativa y la inteligencia de negocios mediante la automatización del análisis y la predicción de resultados (Hosseinzadeh et al., 2023).

Los datos permiten obtener información útil para el diagnóstico y la predicción, siendo esta última una de las aplicaciones más comunes de machine learning, ya que posibilita

anticipar el comportamiento futuro de un proceso o sistema específico (Shahin et al., 2020).

2.6.2. Lógica Difusa

La lógica difusa es una técnica de inteligencia artificial basada en el razonamiento aproximado, que permite generar conclusiones y respuestas a partir de información cualitativa o imprecisa (Temirchev et al., 2020). De acuerdo con (Masjedy & Adel, 2025) esta rama de la IA posibilita que una computadora procese datos reales en una escala para criterios de verdadero o falso. Su estructura comprende una base de conocimiento, conformada por reglas que guían el sistema, y un mecanismo de inferencia difusa encargado de producir las respuestas de acuerdo con estas reglas (Morphy, 2023).

2.6.3 Modelo de clasificación binaria

Un modelo de clasificación binaria es un algoritmo de aprendizaje automático en el que se delimitan dos criterios de salida como verdadero o falso (Attia et al., 2022). El aprendizaje del modelo se genera a partir de datos etiquetados para predecir fenómenos.

La metodología que aplica se basa en la definición del problema, la recolección y limpieza de datos (García Maya, 2019). La selección del modelo y su evaluación e implementación. Este esquema metodológico permite demostrar desde la conceptualización de la idea hasta la evaluación del modelo facilitando la muestra del proceso (Holts Corey, 2010).

2.6.4 Aplicación en la industria del petróleo

Las técnicas de aprendizaje automático permiten identificar patrones complejos en grandes volúmenes de datos con diferentes condiciones operativas, lo que posibilita estimar con mayor precisión los resultados (Günther et al., 2025). Este conocimiento contribuye a optimizar el diseño de procesos, agilizar las operaciones y disminuir los riesgos asociados a las variaciones (Li et al., 2021).

2.6.5 Análisis de anomalías en datos operativos

El propósito de este trabajo fue aplicar inteligencia artificial para la predicción de presiones, temperaturas o flujos que presenten anomalías, con el fin de mejorar la toma de decisiones y prevenir la formación de coque de manera que se reduzca su aparición., La IA es una herramienta de apoyo clave que permite reducir la incertidumbre, ofrecer análisis predictivos y generar información útil para anticipar decisiones sobre los activos (Yang et al., 2025). Su implementación contribuye a optimizar los procesos operativos y de gestión, favoreciendo una planificación más precisa y el aumento de la vida útil de los equipos (Yamakawa et al., 1990).

2.6.6 Justificación de su uso en este estudio

Por la cantidad de datos a manejar y variables a interpretar, un esquema del proceso n el que partiendo de una comprensión los antecedentes, informes de inspección y bases de diseño hasta la interpretación de resultados basados en el modelado y uso de la IA evidencia la sinergia de estos dos elementos para la evaluación y análisis del comportamiento de flujo de crudo y la formación de coque.

2.7 Horno de precalentamiento de crudo PH1-B



Figura 16. Horno vertical PH1-B.

Nota. Autor

Este equipo forma parte de la unidad de Destilación Atmosférica Parsons, instalado en la Refinería “La Libertad”, ubicada en la provincia de Santa Elena, Ecuador. El presente equipo tiene como objeto precalentar la corriente de crudo, proveniente de los intercambiadores PE-7 B/D, previo a su separación en la columna de fraccionamiento PV-1.

2.7.1 Flujo de crudo

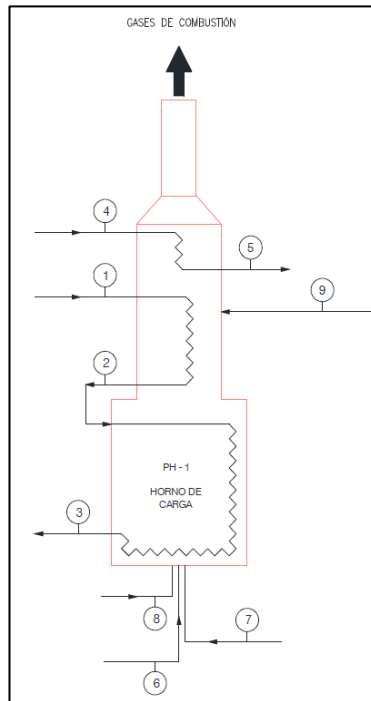


Figura 17. Recorrido del flujo de crudo

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal.

EL crudo, una vez precalentado, ingresa por la parte superior del horno (1) a 200 ° C y es calentado por convección hasta a los 267 ° C. Una vez superada la etapa de convección, la corriente del crudo vuelve ingresar al horno para pasar por una segunda etapa, de radiación y ser llevada hasta una temperatura de salida de 340 ° C (3) y poder ingresar a la torre de fraccionamiento.

2.7.2 Bases de diseño

Tabla 1. Sistema de unidades para el horno PH1-B

Variable	Unidades
Temperatura	°C
Presión	Psig
Caudal volumétrico	BPD
	USGPM (Para fuel oil)
Caudal másico	kg/h

Radiación	BTU/h/ ft^2
Calor	BTU/h
Poder calorífico	BTU/lb
Viscosidad dinámica	cP
Viscosidad cinemática	cSt
Longitud	mm - m
Velocidad	m/s

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal.

2.7.3 Zona de radiación

La zona de radiación del horno de precalentamiento PH1-B se detalla en la Fig.18 comprendiendo un sistema de 57 tubos divididos en 2 ramales (Ramal A y B), orientados en forma vertical y es el lugar identificado por la rotura del serpentín de tubos y formación de coque debido a las altas temperaturas en esta sección.

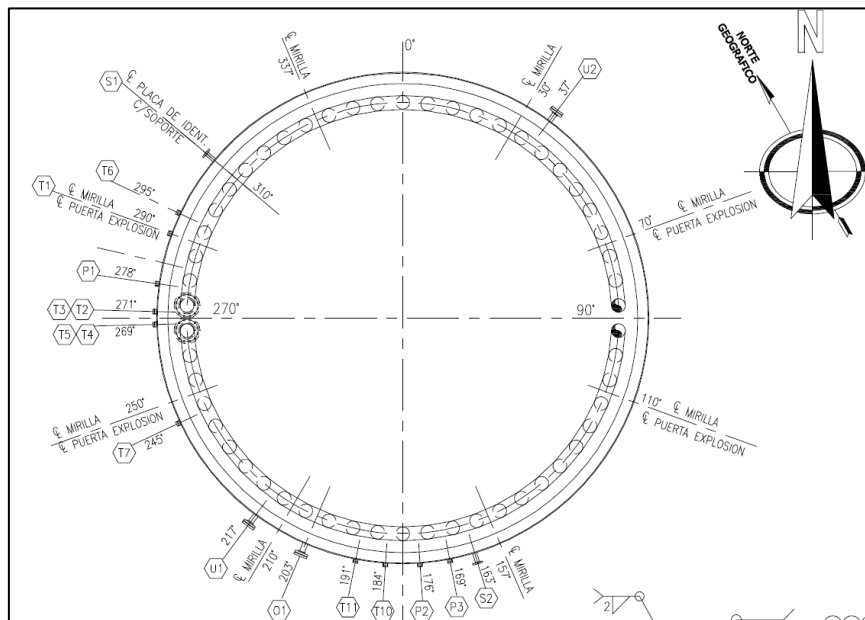


Figura 18. Vista superior distribución del serpentín.

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal.

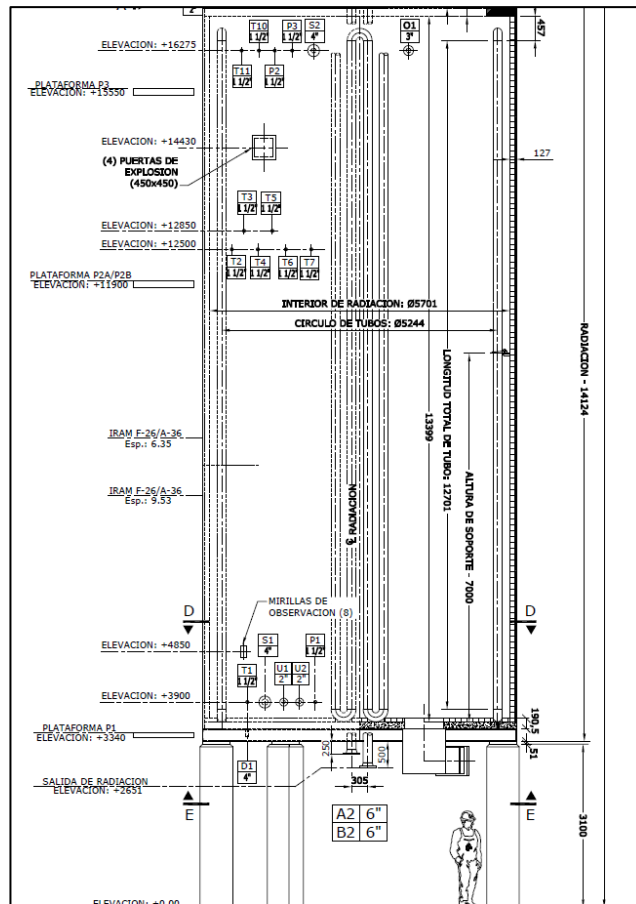


Figura 19. Zona de radiación vista lateral

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal.

La Fig.18 nos muestra una vista superior en la distribución de los tubos de la zona de radiación. Los cuales están contruidos en base a una aleación de ASTM A335 P9 (9Cr-1/2 Mo) con un diámetro de 6". En la Fig.19 se presentan las dimensiones de la cámara de la zona del hogar, con un diámetro de 5,70 m y una altura de 14,12 m.

2.7.4 Variables de operación

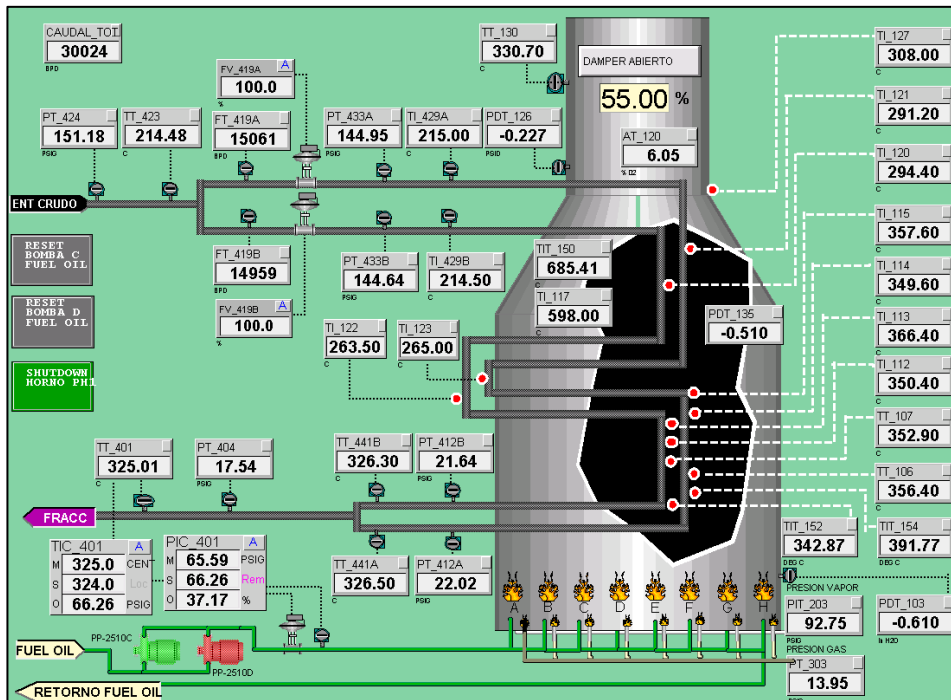


Figura 20. Ubicación de los sensores del horno

Nota. Panel de una refinería estatal.

El horno de precalentamiento tipo vertical PH1-B instalado en la refinería de La Libertad cuenta con sensores de temperatura (termocuplas), presión (tipo diafragma), y flujo que permiten cuantificar los fenómenos producidos dentro del equipo. La ubicación de los sensores, así como su lógica de programación son parte fundamental en la data recopilada y disponible para el análisis del comportamiento del flujo de crudo en su paso por el haz de tubos de la zona de radiación.

Las ecuaciones de conservación de masa, así como los fenómenos de transferencia de calor son cuantificados por medio de estos sensores que como se detalla en la Tabla 1. que detallan las unidades de su diseño.

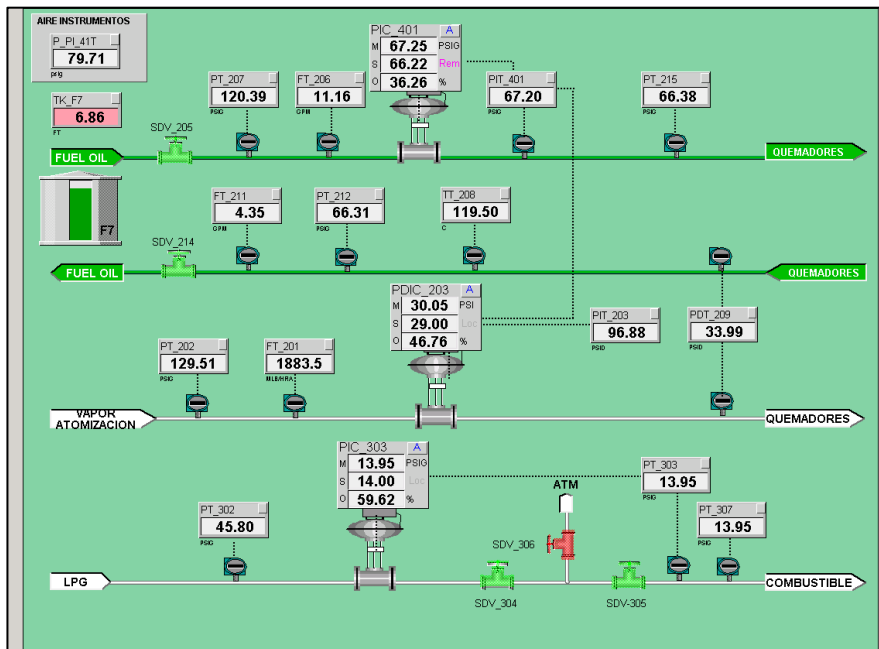


Figura 21. Controladores del sistema de combustible

Nota. Panel de una refinería estatal.

2.7.5 Informes de inspección y termografías

Los informes de inspección tomados del análisis de los paros emergentes son una recopilación de información de conocimiento técnico. Detallan las posibles causas, así como de un análisis de los daños ocasionados por la acumulación de coque y fatiga térmica provocada en el serpentín. Los informes de inspección son el detalle de las termografías en cuanto a los puntos calientes detectados en el horno mientras se encontraba en operación.

La recopilación de datos de análisis en los espesores de coque y como la transferencia de calor mediante radiación en los tubos del serpentín del horno de precalentamiento en la zona del hogar alcanzó temperaturas que comprometieron la integridad del material.

a) Termografía

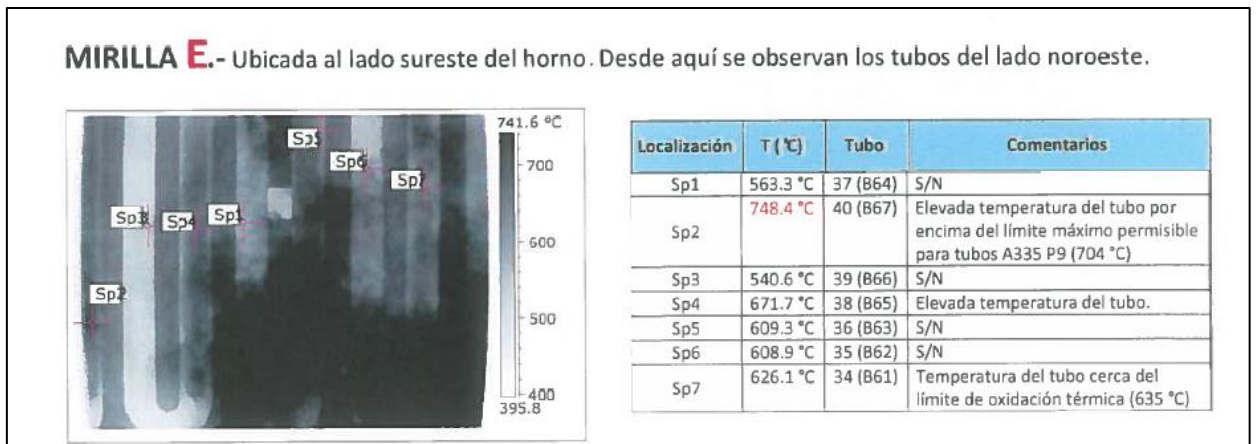


Figura 22. Temperaturas máximas en el serpentín lado NO.

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinera estatal.



Figura 23. Temperaturas máximas en el serpentín lado SO.

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinera estatal.

b) Informe de inspección

Una inspección en la Refinería La Libertad el 10 de junio. El equipo fue instalado y puesto en marcha sin inconvenientes relevantes, operando conforme a las condiciones de diseño hasta el momento del siniestro. En total, registró un tiempo de funcionamiento continuo de 15 meses antes de presentarse la emergencia.



Figura 24. Tubería con ruptura

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinería estatal.

En la fotografía 19 se observa la presencia de depósitos de coque en el interior del tubo 11, formaciones carbonosas cuya incidencia resultó determinante en la falla del sistema. Estas incrustaciones, presentes en algunos tubos de bajada, probablemente se originaron debido a las altas temperaturas operativas del horno, superiores a $444,6\text{ }^{\circ}\text{C}$, valor a partir del cual se favorece la generación de este tipo de depósitos.



Figura 25. Incrustaciones de coque en la tubería.

Nota. Elaborado a partir de informes internos de inspección de una refinería estatal.

CAPITULO III: METODOLOGÍA

3.1 Tipo de estudio

3.1.1 Cuantitativo

El presente trabajo de investigación se enmarca en un enfoque cuantitativo, mediante el análisis de datos numéricos de operación y la discretización de información para las condiciones de ingreso y salida del modelo de dinámica de fluidos computacional. Además, que define mediante datos tabulados el comportamiento del flujo de crudo para su implementación en el modelo de clasificación binaria.

Este enfoque establece relaciones matemáticas para el fenómeno físico representado y la aplicación de métodos de validación en cuanto a la precisión y exactitud generados por el modelo y su evaluación.

3.1.2 Explicativo

Sin embargo, el estudio utiliza la revisión bibliográfica así como la recopilación de la experiencia de operación mediante bitácoras de trabajo, como parte de la evaluación en la comprensión de los escenarios generados en la vida operativa del equipo. Esto con el objetivo de generar criterios cualitativos que sinteticen las estrategias en la reducción de coque.

3.2 Población y muestra

3.2.1 Población

Se definen debido a la naturaleza del estudio y los métodos de validación de conceptos como población general al horno cilíndrico vertical integrado por el conjunto total de su estructura y zonas de transmisión de calor.

3.2.2 Muestra

La muestra general se describe como un muestreo no probabilístico debido a los criterios de desarrollo de la investigación y corresponde a todos los valores referenciales tanto de las bases de diseño así como de los registros de operación del serpentín de la zona de radiación.

3.3 Consideraciones iniciales

La dinámica de fluidos computacional comprende el método físico y visual que permite identificar el patrón de flujo, la distribución de la velocidad, las zonas de recirculación; además de la intensidad de la turbulencia, clasificando regiones más susceptibles a la formación de coque.

El desarrollo de un modelo de aprendizaje automático basado en datos reales de operación como fundamento en las anomalías ocurridas en una formación temprana de coque. Los datos de operación muestran un escenario real y recolectan información para emitir criterios válidos desde el punto de vista operacional y justificados por la tendencia y resultados de su modelado.

Las ecuaciones de conservación de masa, momento, y energía son consideradas y resueltas por el CFD. Mientras tanto, el análisis de escenarios operativos reales es modelado por el método de clasificación binaria IA. El petróleo como el fluido base de diseño del horno presenta variaciones debido a la influencia de sus características que afectan su movilidad y craqueo, por lo tanto, se inicia a partir del análisis de las propiedades de la materia a procesar.

3.3.1 Propiedades del hidrocarburo

Tabla 2. Propiedades del hidrocarburo.

Parámetro	Valor referencial
Gravedad específica	0,8916

API	27,1
Viscosidad (cSt)	17,68
BSW	0,10
Azufre (%m)	0.983

Nota. Bases de diseño de una refinería estatal

La Tabla 2 muestra las propiedades ideales consideradas como base de diseño para el producto a procesar por el horno de precalentamiento. En el análisis de la operación de un equipo determinar las condiciones iniciales para las que fue diseñado se considera el punto de partida para un análisis posterior.

Para estimar las características del crudo procesado por la planta PH1-B, se realizó una toma de muestras de 70 pruebas de laboratorio que a lo largo del año 2024 fueron receptados en las instalaciones de la planta de proceso.

En la actualidad las pruebas aplicadas determinan la viscosidad del hidrocarburo, el grado API, la gravedad específica, contenido de azufre, BSW y punto de inflamación.

Las mediciones se realizan en el laboratorio de control de calidad de la refinería estatal que mediante los instrumentos representados en la figura 26 y figura 27 muestran un equipo de Cleveland para la determinación del punto de inflamación y un viscosímetro automático respectivamente. El objetivo de considerar la medición de estas propiedades se da por la influencia en el modelo físico y de operación.

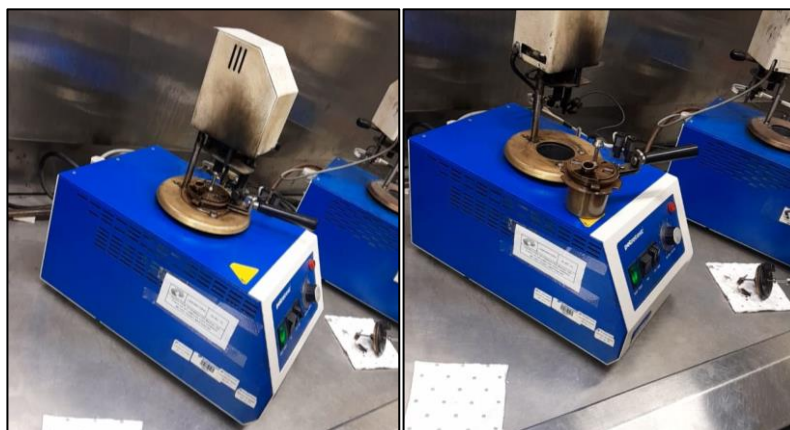


Figura 26. Medidor del punto de inflamación

Nota. Autor



Figura 27. Medición de la viscosidad

Nota. Autor.

3.3 Modelado mediante CFD

El objetivo de proponer métodos computacionales que permitan visualizar el fenómeno en el interior de la tubería aporta claridad y solidez técnica para la validación de los criterios cualitativos y cuantitativos en los resultados que se obtengan. La simulación estacionaria mediante CFD, es resuelta por Navier Stokes para fluidos incompresibles y se resuelve por el método de volúmenes finitos en el software ANSYS-CFX (LLUGUAY, 2016).

ANSYS CF-X paquete de CFD, brinda las herramientas necesarias para evaluar los perfiles de velocidad en las tuberías considerando las ecuaciones de la cantidad de movimiento y masa (Izadi et al., 2026).

3.3.1 Preprocesamiento

Se define las características generales del problema de simulación y se comprende el fenómeno de estudio de tal forma que se garanticen resultados confiables. Se analizan los perfiles de velocidad debido a que un mayor tiempo de residencia del hidrocarburo en su

paso por el sistema de calentamiento genera un craqueo y acumulación indeseado de asfáltenos.

a) Generar la geometría

La geometría define las dimensiones de la estructura de análisis. Esto mediante la generación en el plano (XZ) de su trayectoria y la figura circular correspondiente al diámetro de la tubería en el plano (XY) para la extrusión en base a la línea de construcción de la geometría del serpentín.

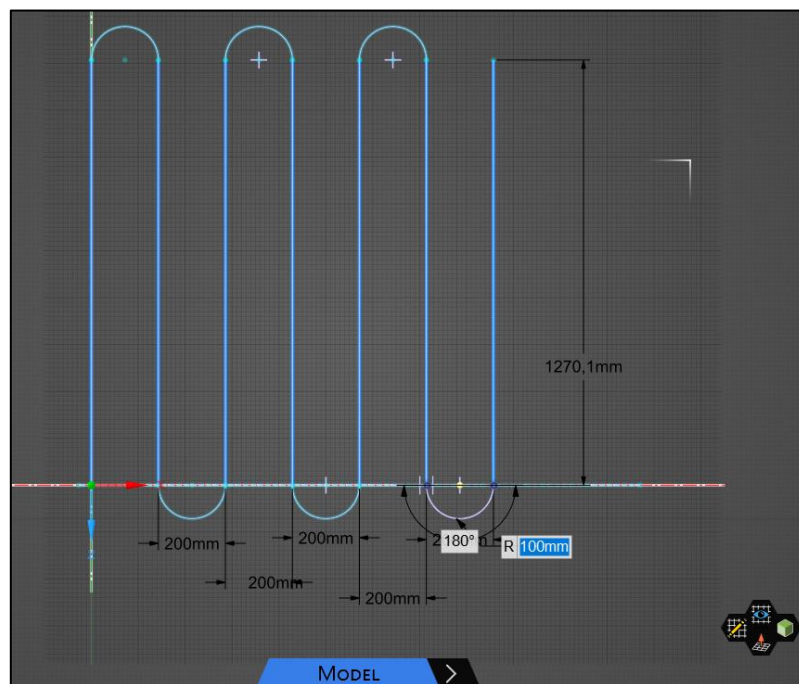


Figura 28. Geometría serpentín

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

b) Modelado tridimensional de la geometría

Mediante el software de diseño DISCOVER incluido en el paquete del software ANSYS, se generó el serpentín del horno de precalentamiento en base a la geometría definida en el punto anterior.

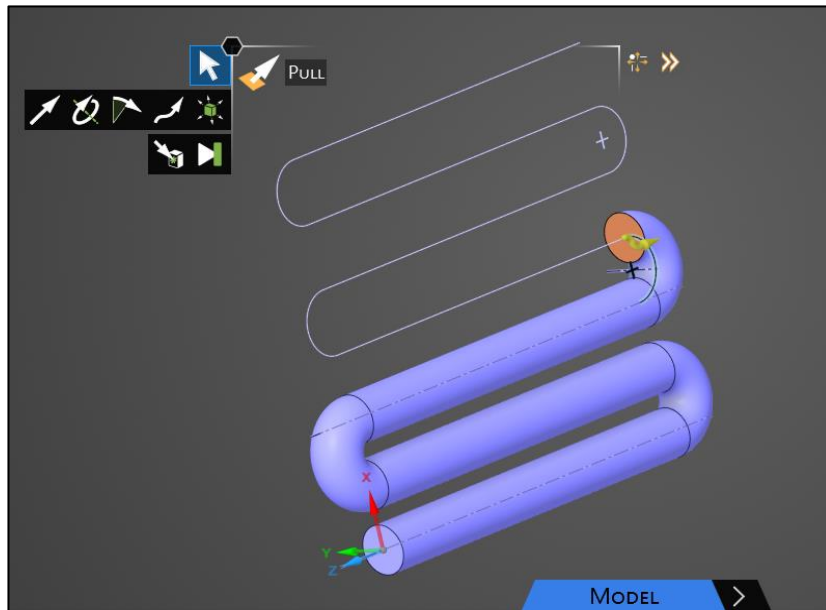


Figura 29. Modelado serpentín

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

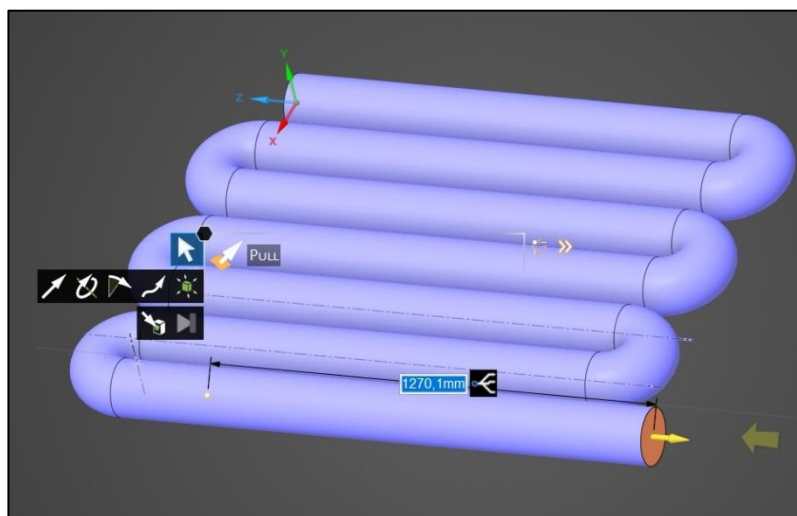


Figura 30. Modelado serpentín 6"

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

Es necesario considerar que el análisis mediante ANSYS CFX, se realiza a partir del volumen interno de la tubería. Por ello una vez dimensionado el serpentín se obtiene un volumen con la función Body_Volume.

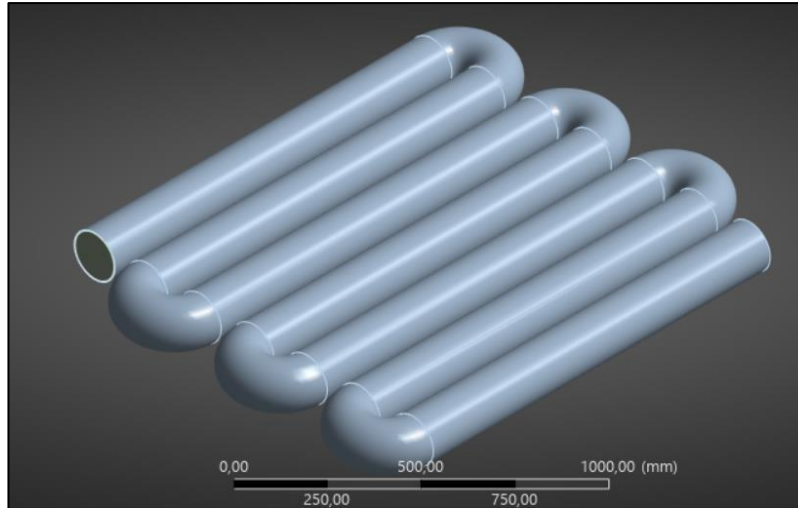


Figura 31. Extracción volumen interno serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

c) Mallado

La cantidad de elementos y número de nodos con el que se contará para el cálculo del flujo son estrategias previas para el desarrollo e interpretación correcta de los datos. Un mallado predeterminado se genera por parte del comando mesh.

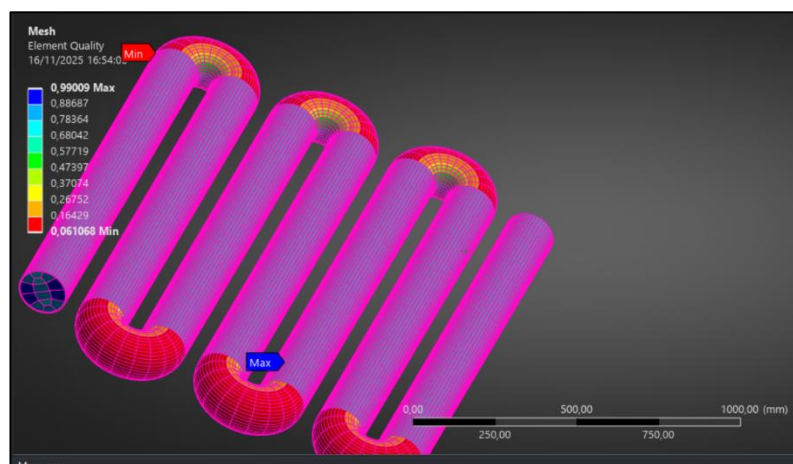


Figura 32. Malla por default serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

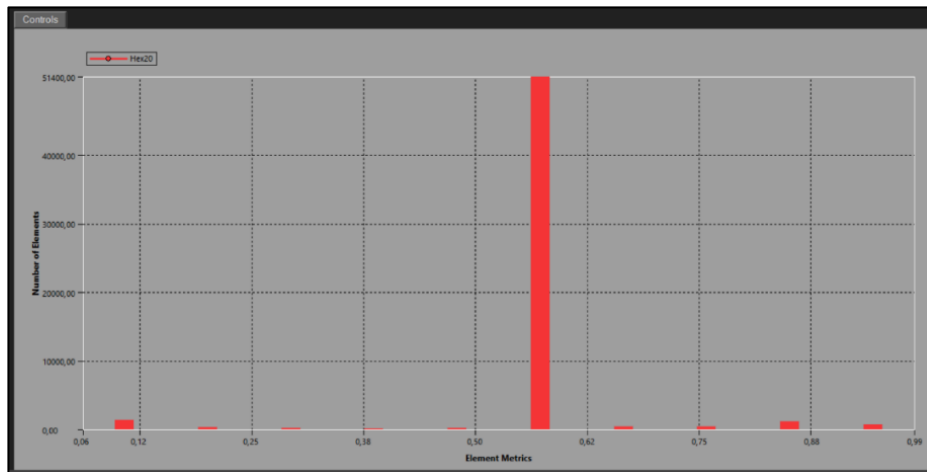


Figura 33. Parámetros Malla por default serpentín 6''

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

La Fig.33 muestra un histograma del mallado automático generado por ANSYS del volumen ingresado. Esta información, en la calidad de ortogonal nos indica que la mayoría de los elementos muestra una métrica de 0.62 siendo limitante para un correcto análisis.

Escoger de manera adecuada el método con el que se desarrolla la malla de simulación, verifica la cercanía real de este número de elementos a la solución esperada de los valores obtenidos en las ecuaciones dentro del sistema. Se mejora el mallado con el método tetraédrico y se visualiza en la Fig.34 en la calidad ortogonal.

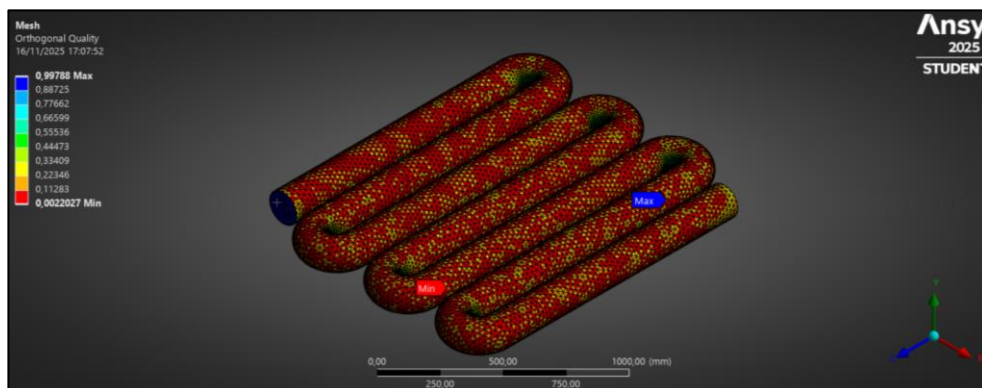


Figura 34. Malla refinado serpentín 6''

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

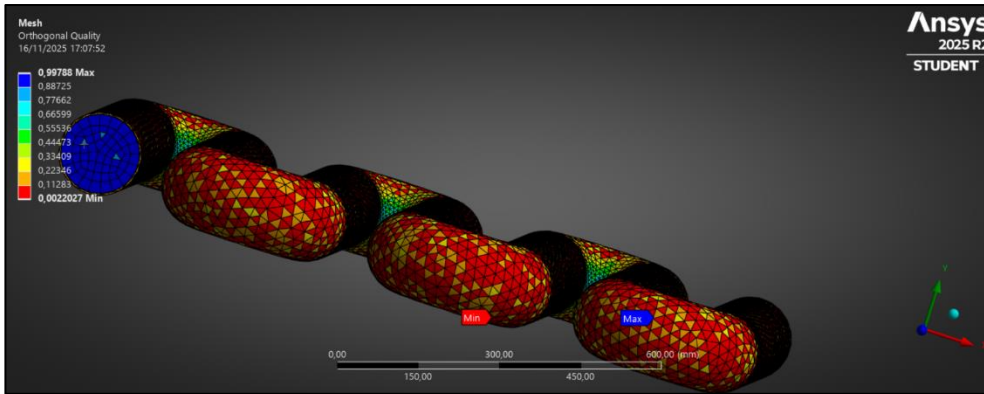


Figura 35. Vista frontal malla serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

Al discretizar el volumen por el que circula el fluido, el número total de elementos es de 104948 con 56613 nodos.

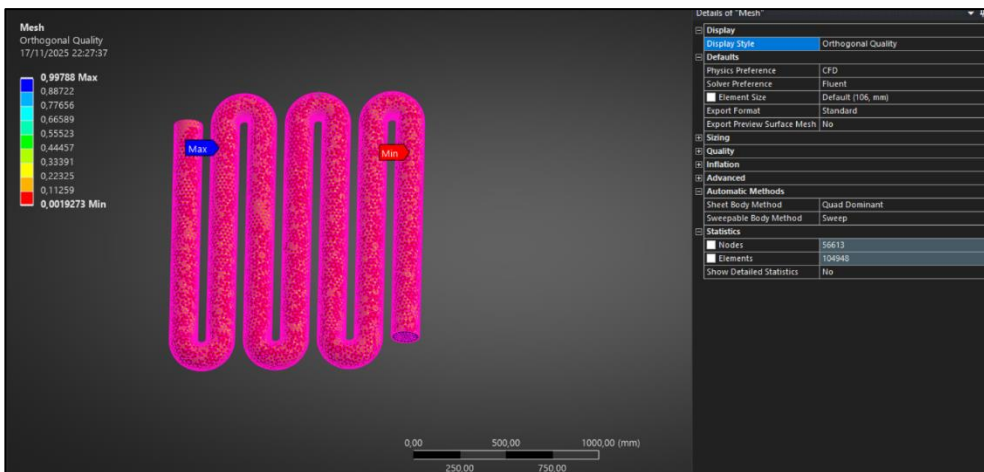


Figura 36. Detalles malla serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

3.3.2 Calidad del mallado

Lo que se busca en la calidad del mallado es la simetría de los elementos, esto por la consideración de que las ecuaciones sean resueltas en figuras equiláteras.

Los valores de oblicuidad generados en un histograma muestran en base al número de elementos la calidad del elemento de mallado. Los valores referenciales se presentan en la siguiente tabla.

Tabla 3. Criterios de oblicuidad

Valores de oblicuidad	Indicadores de calidad
1	Equilátero perfecto
0,90 < 1	Excelente
0,75-0,90	Bueno
0,50-0,75	Regular
0,25-0,50	Pobre
>0-0,25	Malo
0	Degenerados

Nota. Modificado de (LLUGUAY, 2016)

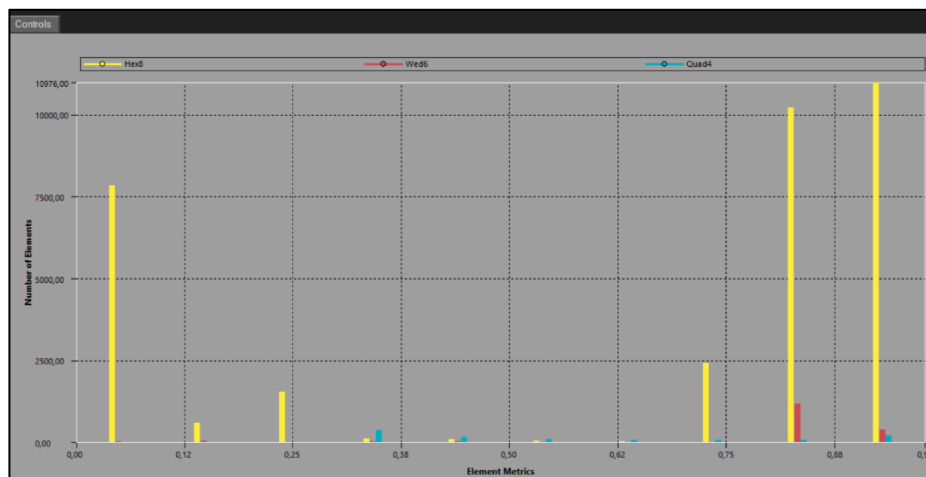


Figura 37. Detalles malla serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

El histograma en la Fig.37 muestra la calidad de los elementos de la malla basada en el indicador de calidad ortogonal, que demuestran que un 85% de los elementos son de excelente calidad (0,90-1), un 12% se encuentran en rangos buenos a regulares, y menos del 3% se denominan como pobres. No se identifican elementos degenerados, esto garantiza una estabilidad numérica y convergencia aceptables para nuestro estudio en CFD.

3.3.3 Definición de las propiedades y condiciones de frontera

En base al análisis del modelo geométrico se determinan tres caras catalogadas como: ingreso, salida y lado tubo. Para la simulación se utilizan los datos de las bases de diseño del horno de precalentamiento en sus condiciones iniciales:

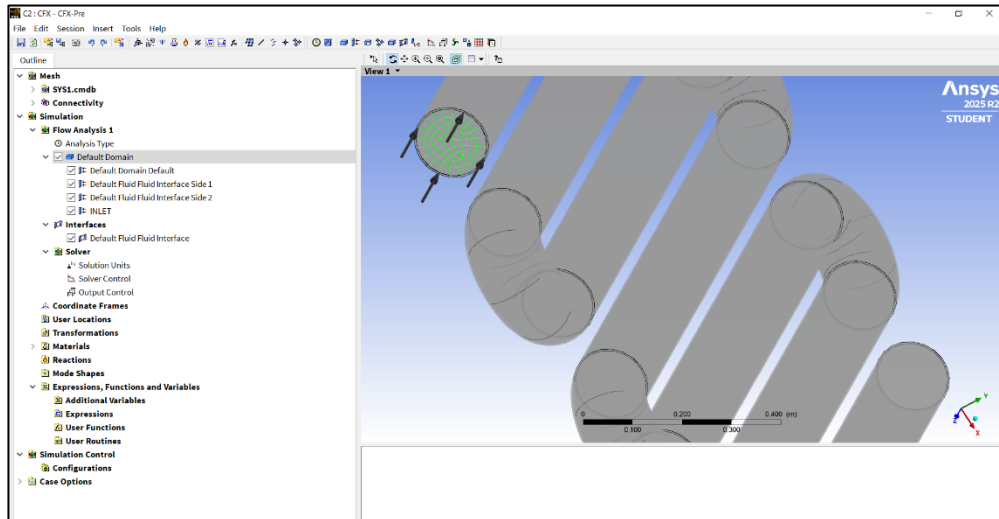


Figura 38. Fronteras serpentin 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

- a) **Entrada.** - La condición de entrada y las propiedades del flujo al dominio. Se determinan en base al cálculo de velocidad a partir del caudal conocido:

Condiciones de proceso:

BPD: 26000 BPD totales

Se simula solo el ramal A.

Por lo tanto, se considera solo una carga de 13000 BPD.

7 tubos

Tubería interna de 6 “de un tubo Sch 40: 152.4 mm (diámetro)

Q: BPD equivalente a $0,02392 \text{ m}^3/\text{s}$

Área interna de la tubería:

$$A = \frac{\pi \cdot (152,4)^2}{4} = 0,01824 \text{ m}^2$$

$$Q = v \cdot A$$

$$v = \frac{Q}{A} = \frac{0,02392 \text{ m}^3/\text{s}}{0,01824 \text{ m}^2} = 1,31 \text{ m/s}$$

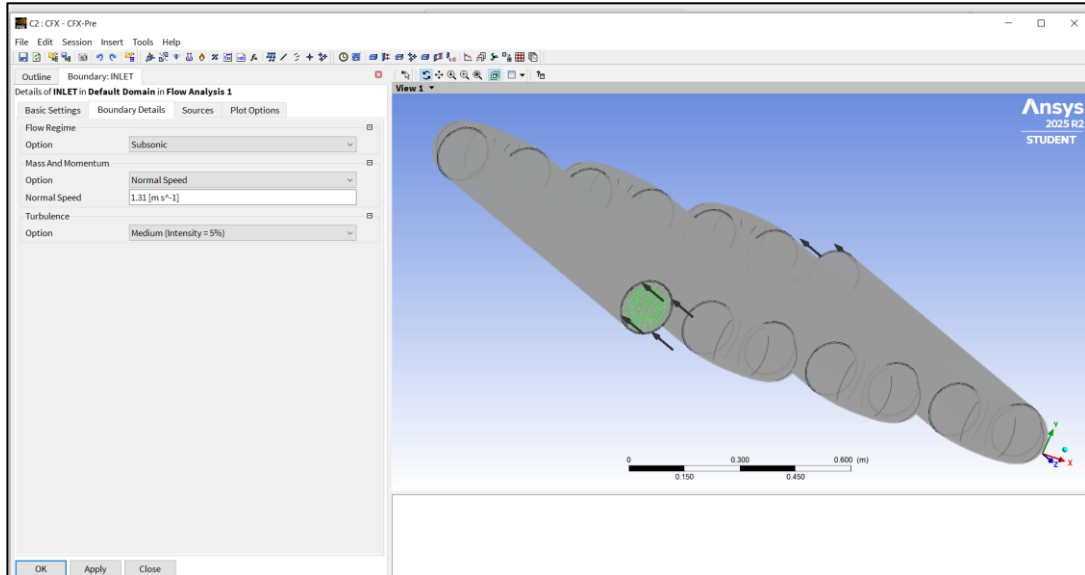


Figura 39. Condición de frontera ingreso tubo serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

b) Frontera tubo. - El modelado de las paredes de la tubería no se considera la rugosidad.

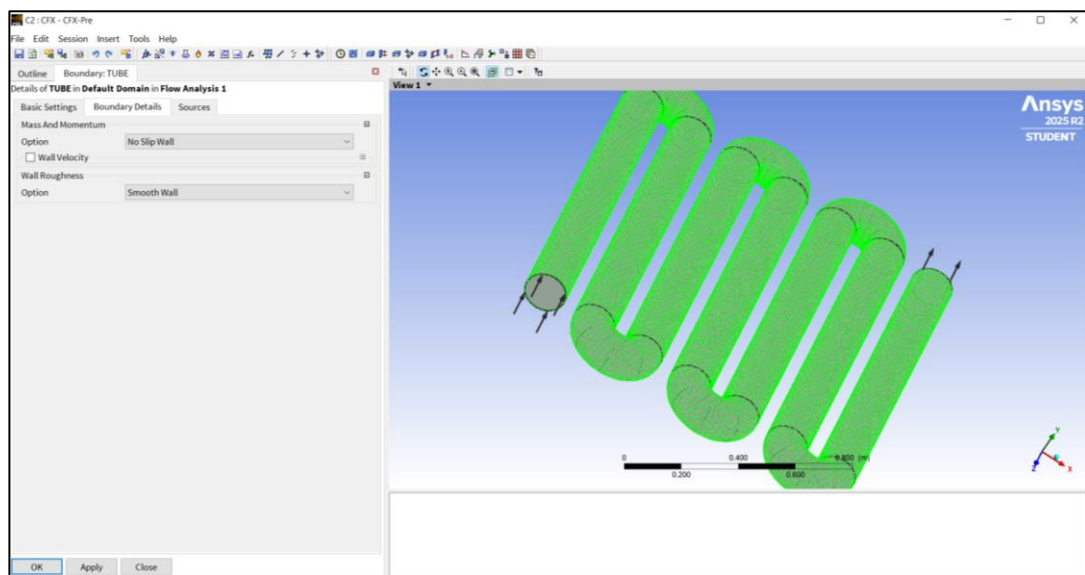


Figura 40. Condición de frontera lado tubo serpentín 6”

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

- c) **Salida.** - La presión de salida se da en base al registro de operación del equipo para un flujo de 13000BPD que tiene una presión de 16,28 psig equivalente a 112247 Pa.

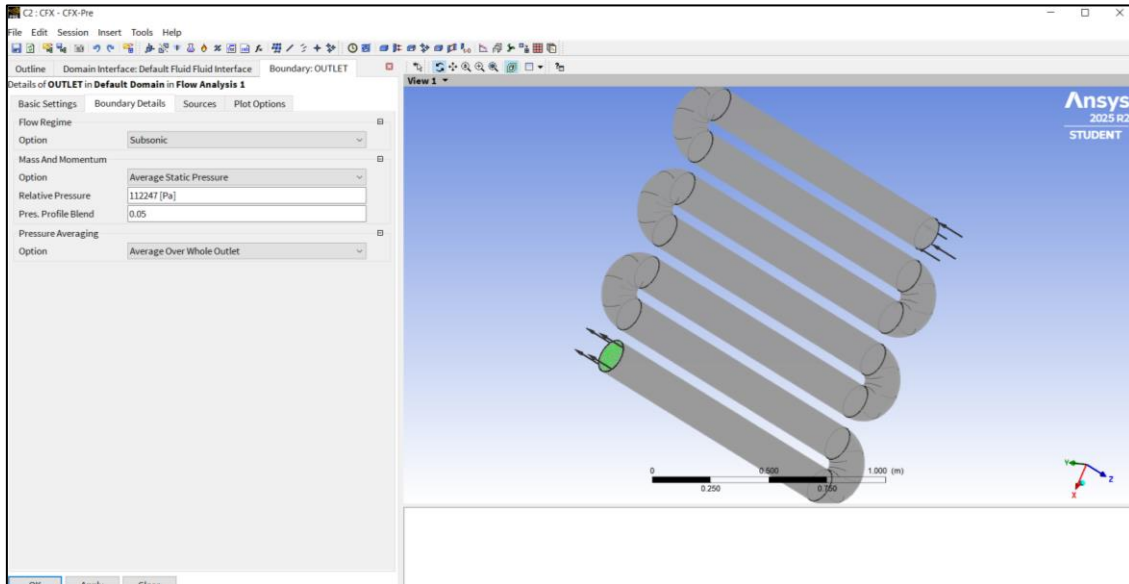


Figura 41. Condición de frontera salida tubo serpentin 6''

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

3.3.4 Procesamiento

El programa de ANSYS-CFX soluciona las ecuaciones de Navier-Stokes para un fluido incompresible. El dominio computacional se analiza mediante el método de volúmenes finitos.

El crudo se define en base a las propiedades obtenidas en la Tabla 2 que muestra las propiedades reales del crudo a procesar.

La resolución del sistema de ecuaciones se discretiza, aplicando el método multi malla. Se da un proceso iterativo en la solución.

a) **Análisis de la convergencia**

Se monitorea la convergencia de las soluciones utilizando gráficos que se actualizan en función del proceso iterativo. ANSYS – CFX con las consideraciones de que el flujo es turbulento, incompresible, resuelve las ecuaciones de: continuidad, cantidad de movimiento lineal en x, y. El CFD se ejecuta hasta que se alcanza la convergencia; lo que significa que los residuos que son una medida de que tanto se desvía la solución numérica de la ecuación dada llegan a condiciones establecidas.

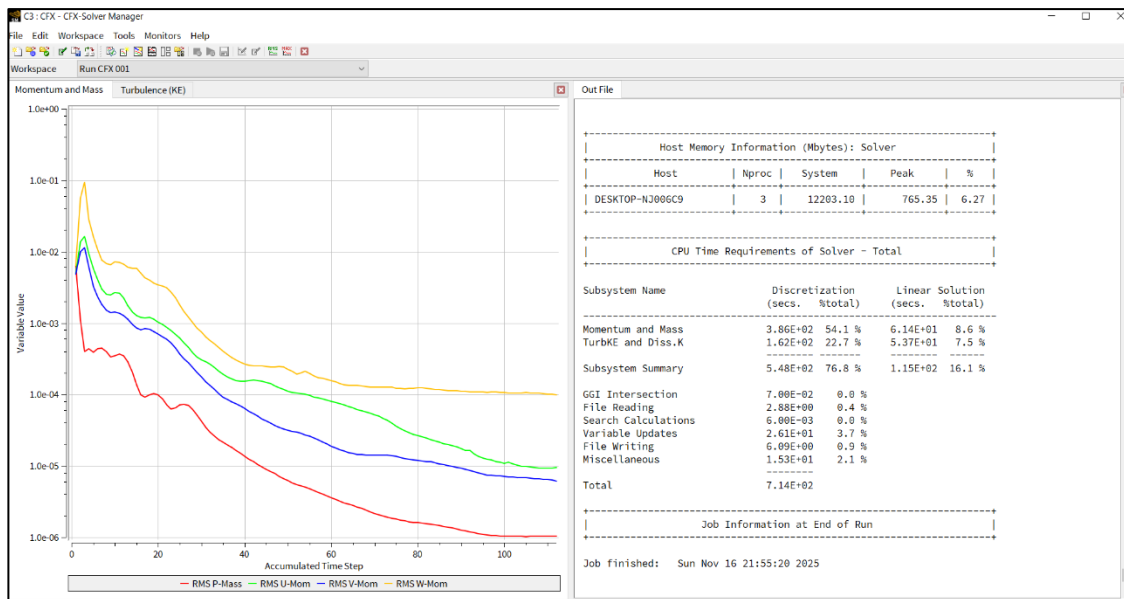


Figura 42. Condición de frontera salida tubo serpentin 6''

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

En la simulación del flujo turbulento estacionario la convergencia se logra a las 115 iteraciones para todos los análisis. Sin embargo, los residuos para la cantidad de movimiento [U-Mom, V-Mom y W-Mom] se reducen de manera pronunciada en su gráfica hasta alcanzar valores entre 1×10^{-5} y 1×10^{-6} . Mientras que los valores del residuo para el balance de masa (continuidad) se dan en 1×10^{-4} , lo que indica que el balance de masa se satisface para todo el dominio.

La convergencia se analiza para las ecuaciones de continuidad, cantidad de movimiento, disipación de turbulencia y energía cinética turbulenta, sin considerar a la ecuación de conservación de energía despreciando la transferencia de calor en la simulación.

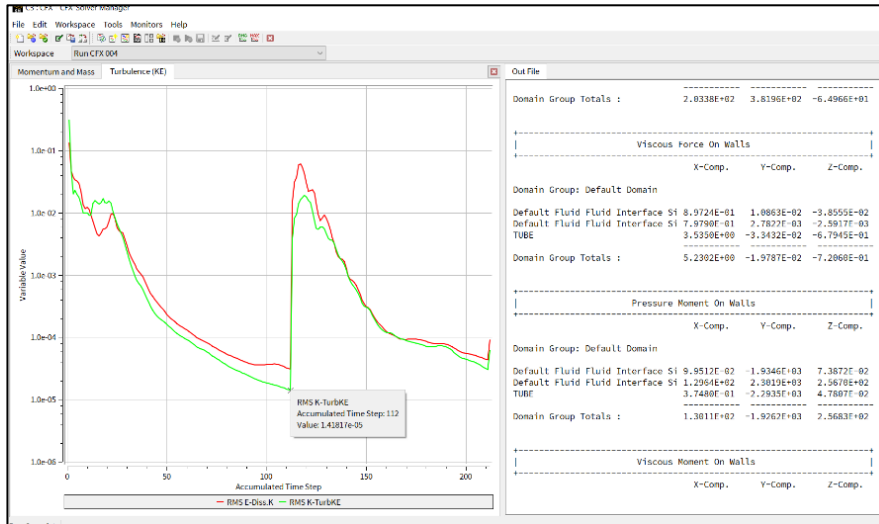


Figura 43. Análisis de la energía cinética turbulenta y disipación turbulenta.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

3.3.5 Posprocesamiento

Se presenta para cada sección de análisis del flujo de crudo la distribución del perfil de velocidades, y el perfil tomado en la tubería. Esto nos ayuda a generar un plano visual de las zonas con mayor predisposición a la formación de coque.

a) Perfil de velocidad desarrollado

La Figura 44 muestra un flujo cuasi desarrollado con una distribución parabólica lo que representa las bajas velocidades en la vecindad de la pared y el desarrollo de velocidades máximas en la parte central. Cabe recalcar que el flujo se considera turbulento debido al número de Reynolds está en el orden de 10^4 .

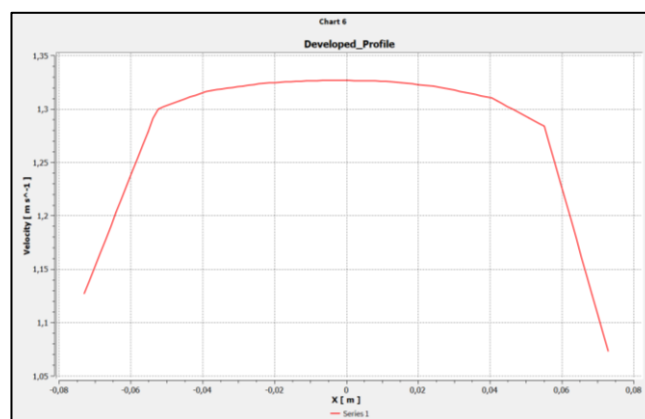


Figura 44. Perfil de velocidad desarrollado.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

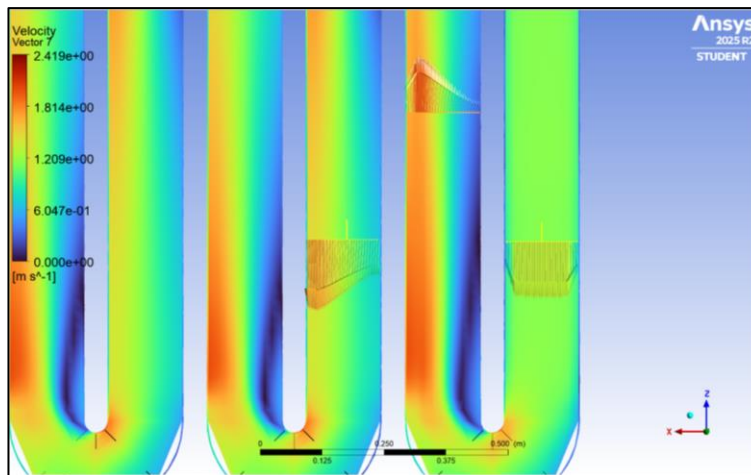


Figura 45. Perfil de velocidad 3D desarrollado.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

La relevancia de este perfil de velocidad se da en base a su relación directa con las zonas que mayor riesgo presentan en la formación de coque; debido a que muestra un mayor tiempo de residencia del crudo en la frontera con la pared del medio por el que circula.

b) Perfiles de velocidad en los cambios de dirección

Se toma como muestra de referencia el análisis en los codos del serpentín de 6” debido a que son las zonas con mayor exposición a cambios térmicos y de esfuerzo.

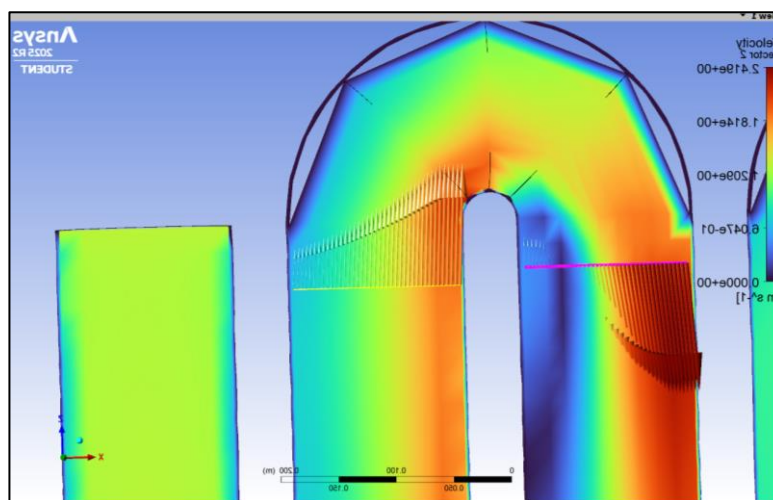


Figura 46. Perfil de velocidad 3D codo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

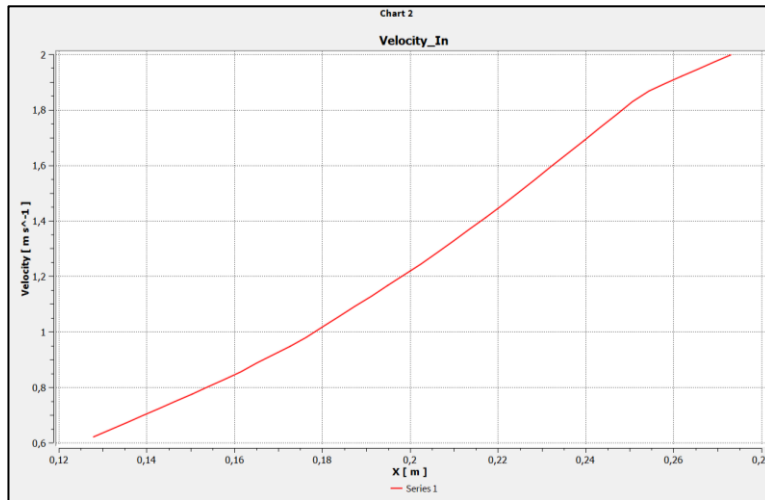


Figura 47. Perfil de velocidad 3D codo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

La Figura 47 muestra la variación de velocidad del flujo de crudo antes del primer codo del serpentín. Por lo tanto, podemos concluir que existe un incremento de la energía cinética del fluido en el cambio de dirección lo que genera zonas con mayor velocidad y esfuerzo cortante, que favorecen al barrido del film de crudo cercano a la pared y reducen la probabilidad de coquización.

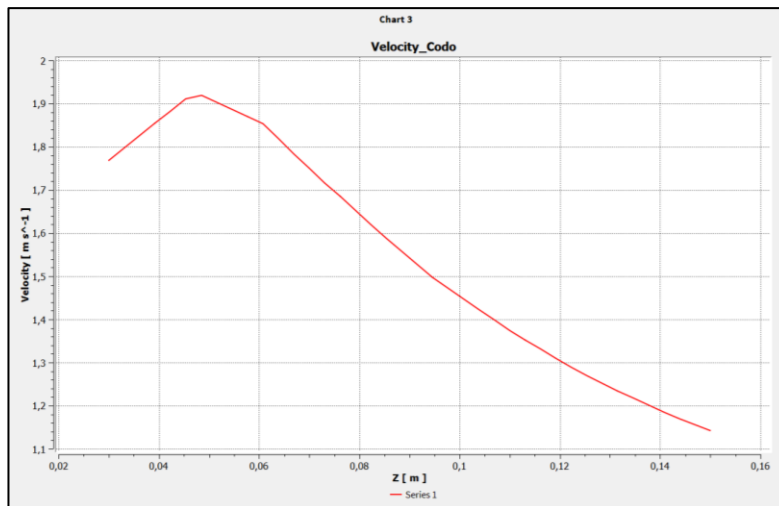


Figura 48. Perfil de velocidad codo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

En el codo se producen asimetrías en la curvatura del flujo que se acelera y concentra en la región interna mientras que se reduce e incluso existen regiones de un flujo recirculante.

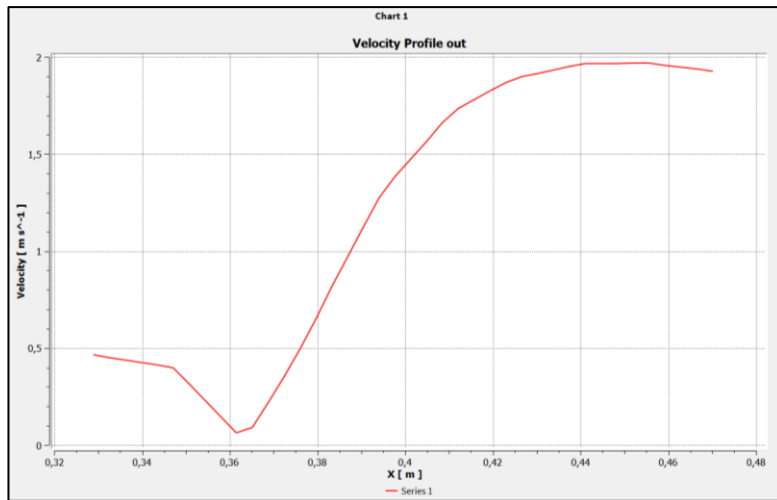


Figura 49. Perfil de velocidad a la salida del codo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

La Figura 49 muestra como el flujo se reduce a valores cercanos a $0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ que en contra parte con las zonas de alta velocidad alcanzan los $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, lo que indica una separación parcial del flujo a la salida del codo formando una región de recirculación.

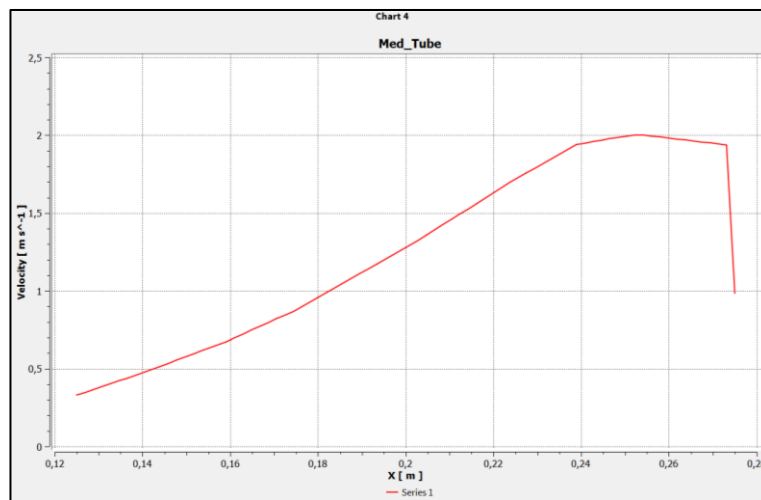


Figura 50. Perfil de velocidad tubo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

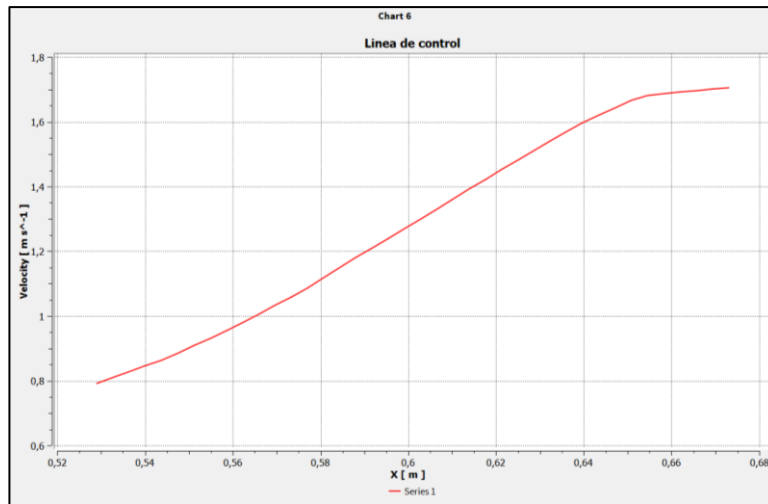


Figura 51. Perfil de velocidad tubo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

La Figura 50 y Figura 51 muestran los perfiles de velocidad más frecuentes en la distribución de velocidades del fluido en la tubería, siendo estos los generados en las zonas de transición e intermedias del serpentín.

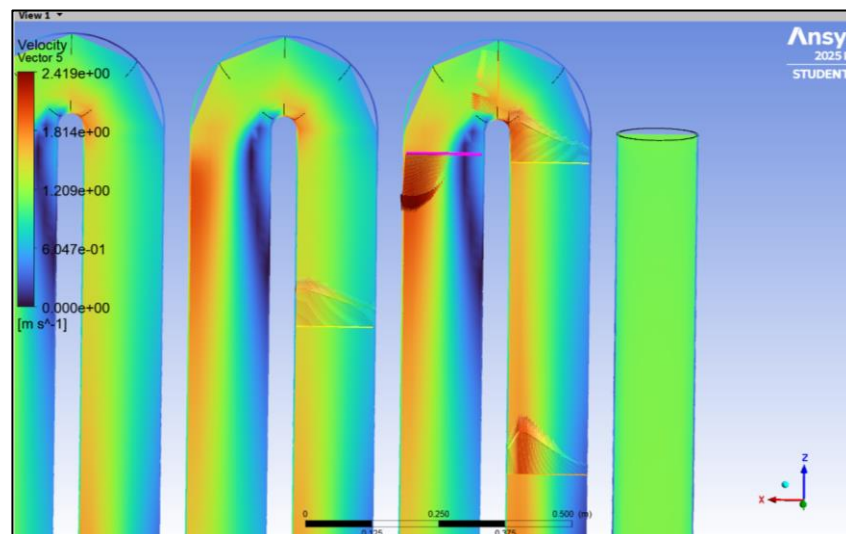


Figura 52. Zonas 3D codo.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

3.4 Inteligencia artificial – Modelo de clasificación binaria

El modelo de clasificación binaria permite predecir la probabilidad de condiciones operativas asociadas a la formación de coque. El método de machine learning aplicado, genera estimaciones y anticipa escenarios con variables críticas que sirven de medida para la proyección de anomalías operacionales.

El modelo se desarrolló mediante el lenguaje de programación Phyton por medio del entorno Jupyter, esto debido a la versatilidad en la generación de código y las librerías presentes que se ajustan al modelo. Aquí la metodología CRISP-DM para minería de datos explica de manera organizada los pasos ejecutados y la validación final.

3.4.1 Data

La información recolectada, corresponde a los registros de operación por día del horno de precalentamiento PH1-B de la refinería de La Libertad, los cuales mediante sensores ubicados en la estructura del equipo generaron mediciones en tiempo real, y promediaron cada 2 horas los valores para su impresión. Un total de 12 reportes diarios organizados por columna en base al sensor y en fila a razón de la hora y fecha registrada.

The image shows a complex data table with multiple columns and rows. The title is 'HORNO PH1-B'. The columns are organized into several sections: 'OPERACIONES', 'TEMPERATURAS °C', and 'VAPOR'. The rows represent time-based data points, likely hourly or bi-hourly measurements as mentioned in the text. The data is presented in a grid format with many small cells containing numerical values.

Figura 53.Registro de operación.

Nota. Autor

El compendio de datos corresponde a los años 2015 y 2016. Este intervalo fue seleccionado por la cantidad significativa de información registrada y corresponde al mayor intervalo de continuidad de operaciones en el funcionamiento del equipo.

Tabla 3. Variables de ingreso y salida

Entrada al modelo	Salida del modelo
Carga de crudo procesada [BPD]	Condición normal

Diferencial de presión [psig]	Condición para la formación de coque
Temperatura de piel de tubo [°C]	
Temperatura de salida del crudo [°C]	
Flujo de fuel oil [USGPM]	

Nota. Autor

3.4.2 Descripción del sistema físico

El horno de precalentamiento PH1B, se segmenta en base a sus planos de diseño y transferencia de energía, por lo que para el presente estudio se basa en la sección de la zona de radiación, en detalle en el flujo del hidrocarburo por el serpentín y su comportamiento se mide en base a los registros de operación para el análisis de factores que favorezcan la formación temprana de coque.

a) Limpieza de datos

Una vez comprendido el problema las variables se seleccionan en base a criterios de ingeniería, revisión bibliográfica y experiencia de operación que brindan información relevante y concerniente con las anomalías que se presentan por la formación temprana de coque.

Carga de crudo. - Mide el caudal diario de crudo que es procesado por el equipo. Es la variable que condiciona la toma correcta de datos y define los umbrales de acuerdo con la necesidad operativa de procesamiento del hidrocarburo.

Diferencial de presión. -El diferencial de presión corresponde a la diferencia entre la presión de ingreso y salida del fluido (DP) por el serpentín, medida por los sensores PT424 de ingreso y PT404 de salida.

Un incremento en el diferencial de presión a la misma carga de procesamiento es un indicador clave en la formación de coque.

Temperatura de piel de tubo. - El sensor TIT 154 ubicado en el ramal A del serpentín de la zona de radiación del equipo corresponde a la medida de control de temperatura en la tubería. Un aumento de los valores de este sensor en la cámara de radiación a una tasa constante de flujo es un indicio en la formación de puntos calientes.

Temperatura de salida de crudo. - Para relacionar la formación de coque en la tubería con una baja transferencia de calor, la disminución de temperatura a una tasa constante de flujo y una temperatura promedio en la zona del hogar genera alteraciones en la temperatura de salida del crudo. La termocupla TT441 nos brinda una medida de este fenómeno.

Combustible a los quemadores. - El sensor FT 206 mide el flujo de combustible, en este caso fuel oil hacia los quemadores del horno. Un mayor flujo de fuel oil se interpreta como un incremento de gasto energético para calentar un proceso de crudo lo que implica que un mayor consumo de combustible para una misma carga de crudo es un indicador de la formación temprana de coque.

3.4.3 Procesamiento de la data

a) Resolución temporal.

El registro de operación contempla los intervalos del [24 de junio al 04 de septiembre] de 2015 en el que un apagado por emergencia, deshabilitó la operación del horno hasta el año 2016 en el cual operó en el mes de enero, y una vez finalizada esta toma de datos, no se lograron rescatar otros valores.

Por lo tanto, hay dos escenarios que se deben destacar como es el Apagado_por_falla en el que se intervino el equipo por la formación de puntos calientes y la falla general en 2016 que conllevó a la rotura del serpentín y su posterior salida de servicio.

Las dos primeras columnas etiquetadas por fecha y hora respectivamente al dato de la fila correspondiente a cada tiempo. Un día contendrá 12 tomas distribuidas en 24 horas a partir de las 8:00.

En el modelo se construye una marca temporal unificada DATETIME, que organiza cronológicamente las observaciones para que el código entienda la secuencia temporal del proceso. Se marcan los eventos Apagado por falla y Datos Nulos en los tiempos mencionados respectivamente.

b) Preparación de la data

Se verificó el tipo de dato de las columnas numéricas [Carga, DP, TIT154, TT441, FT206] para evitar errores de digitación, cadenas; evaluando si estos valores corresponden a no numéricos.

Una vez generado los valores referenciales en cuanto a anomalías por sensor, considerando la cantidad de flujo como factor referencial. Se traducen las banderas de anomalías de acuerdo con los umbrales máximos o mínimos. Esto se presenta en la tabla 4 en las que se establecen de acuerdo con la condición, el valor correspondiente.

Tabla 4. Condiciones binarias.

Variable	Etiqueta binaria	Condición	
		Formación de coque	No coque
Diferencial de presión	Anomalia_DP	1	0
T. tubo radiación	Anomalia_154	1	0
T. de salida	Anomalia_441	1	0
Combustible	Anomalia_206	1	0

Nota. Autor

3.4.4 Definición de la variable objetivo

Se establece como condición de anómalo la alteración de 3 de los 4 sensores. Se genera una columna con la suma de estas alteraciones para la comparativa y condición de formación temprana de coque u operación normal. La variable objetivo se etiqueta como (COQUE).

Tabla 5. Condiciones formación temprana de coque

Condición	VARIABLES	Interpretación
Formación temprana de Coque	[Suma de anomalías] >= 3 COQUE=1	El patrón de operación muestra (Incremento del DP; mayor temperatura en TIT 154; menor temperatura en TT441 y/o alto FT206.
Operación normal	Suma de anomalías < 3 COQUE=0	VARIABLES sin el incremento necesario.

Nota. Autor

a) Regulación en los datos de ingreso

Las variables de ingreso tienen diferentes unidades y escalas:

Carga: 10^4 [BPD]

DP: 10^2 [psi g]

TIT 154: 10^3 [°C]

TIT 441: 10^1 [°C]

FT206: 10^1 [USGPM]

Para evitar que valores con una mayor magnitud numérica generen predominancia en el proceso del ajuste del modelo, se aplicó una normalización estándar:

$$x^{(norm)} = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Donde μ y σ son la media y desviación estándar calculadas sobre el conjunto de entrenamiento. Esta normalización es el primer paso dentro de un pipeline junto con

el modelo de clasificación, de tal forma que el mismo proceso escalado se aplique tanto al entrenamiento como a la predicción.

3.4.5 Selección del modelo de clasificación

El presente estudio utiliza un modelo lineal de regresión logística binaria de clasificación por su interpretabilidad, condiciones de los datos recopilados y la magnitud de β_i que muestra cómo influye cada variable en el riesgo de formación temprana de coque.

Los resultados generados por el modelo de clasificación binaria tienen una relación directa con los coeficientes físicos del horno, esto en conjunto con la flexibilidad de implementación de librerías como scikit-learn facilita el incluir pesos de clase para tratar el desbalance entre observaciones normales y con anomalías.

a) Formulación matemática.

La regresión logística estima la probabilidad de la clase positiva como COQUE =1 en una función sigmoide aplicada a la combinación lineal de las variables de ingreso. Se plantea como:

$$z = \beta_0 + \beta_1.CARGA + \beta_2.DP + \beta_3.TIT154 + \beta_4.TT441 + \beta_6.FT206$$

En donde β_0 corresponde al intercepto y β_i son los coeficientes asociados a cada variable. La función sigmoide se define por:

$$P(COQUE = 1|x) = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} ;$$

que interpretada como una decisión binaria usando un umbral θ . Define a $P(COQUE = 1) \geq \theta$, se clasifique como COQUE = 1, mientras que para la condición de COQUE=0 se defina cómo $P(COQUE = 1) < \theta$.

b) Ajuste del modelo.

El número de registros etiquetados como anomalías se presenta con menor frecuencia que el conjunto de datos de operación normal, siendo esta clase la mayoritaria lo que genera una tendencia a una baja detección de la clase $COQUE=1$.

Es por ello, por lo que se utiliza la opción `class_weight='balanced'` como un ajuste de la regresión logística. Este arreglo otorga un peso mayor a la clase menos frecuente, generando una mayor sensibilidad a las condiciones de riesgo asignadas.

c) Data de entrenamiento y validación.

Los datos tienen un orden temporal, asignado por las dos primeras columnas que definen la fecha y hora. Por lo que se ordenan cronológicamente en un 70% para el entrenamiento del modelo y un 30% restante como método de prueba.

3.4.6 Modelo de clasificación binaria

a) Carga de datos

Se ingresa el archivo con la base de datos compilada y discretizada. El entorno se inicia a partir de la ventana del software anaconda para ejecutar el entorno de Jupyter Notebook. Se considera el unificar la columna de fecha y hora por la de `datetime` para el ingreso de una sola variable en la cronología de los datos.

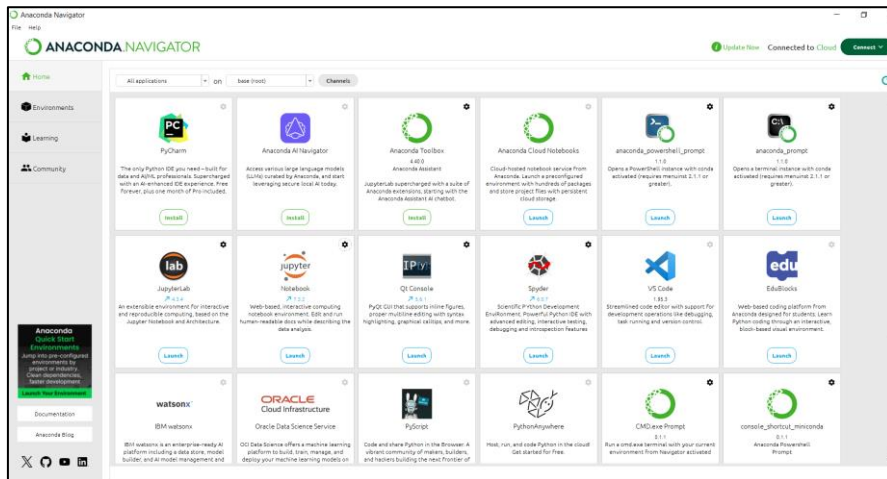


Figura 54. Entorno del software anaconda

Nota. Elaborado a partir de ANSYS

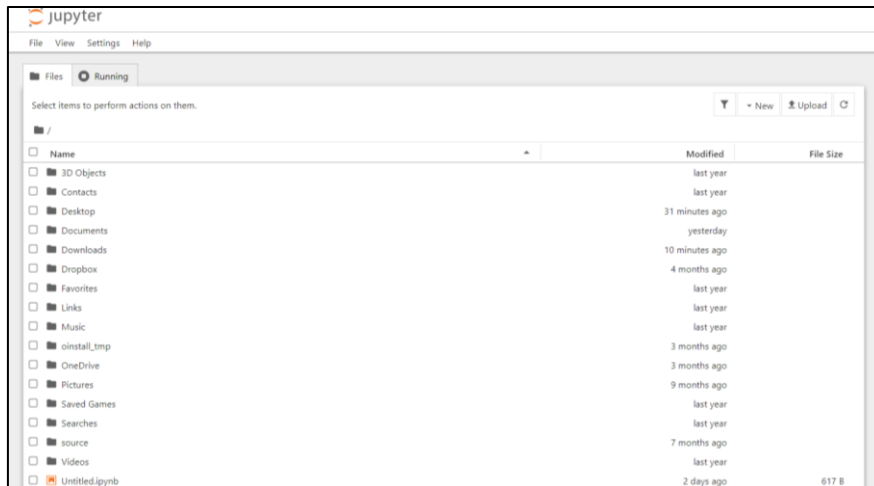


Figura 55. Entorno del software Jupyter notebook.

Nota. Tomado de Jupyter Notebook

b) Librerías. - Para el modelo del calculo numérico se utiliza las librerías:

- import numpy para el manejo de arreglos y operaciones numéricas.
- import pandas para la lectura del documento excel y el manejo de dataframes

Mientras tanto, para la generacion de las gráficas se utiliza el comando: import matplotlib.

```

[1]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import (
    confusion_matrix, classification_report,
    RocCurveDisplay, roc_auc_score,
    accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score
)

%matplotlib inline

```

Figura 56. Carga de librerías

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

Se importa el dataset de nuestra matriz de excel, y se imprimen las dimensiones de la matriz de datos.

```

)
accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score

%matplotlib inline

[2]: ruta = "DATASET.xlsx"
df = pd.read_excel(ruta)

# Asegurar nombres (imprios)
df.columns = df.columns.str.strip()

print("Columnas:", df.columns.tolist())
print("Dimensiones:", df.shape)

df.head()

```

Columnas: ['FECHA', 'HORA', 'DATETIME', 'CARGA', 'DP', 'TT154', 'TT441B', 'FT206', 'COQUE']
Dimensiones: (1023, 9)

	FECHA	HORA	DATETIME	CARGA	DP	TT154	TT441B	FT206	COQUE
0	2015-06-24	08:00:00	2015-06-24 08:00:00	24400	141.8	550.0	324.0	12.30	0
1	2015-06-24	10:00:00	2015-06-24 10:00:00	24400	139.9	553.0	324.0	12.50	0
2	2015-06-24	12:00:00	2015-06-24 12:00:00	24400	142.9	550.0	324.0	12.50	0
3	2015-06-24	14:00:00	2015-06-24 14:00:00	24400	142.9	550.0	324.0	12.50	0
4	2015-06-24	16:00:00	2015-06-24 16:00:00	24400	142.3	554.0	325.0	12.46	0

Figura 57. Carga del dataset

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

Se limpia la base y se imprime el total de etiquetas catalogadas como formación temprana de coque = 1, u operación normal = 0.

```

# 2. Asegurar que DATETIME sea datetime
df["DATETIME"] = pd.to_datetime(df["DATETIME"], errors="coerce")

# 3. Eliminar filas que tengan NaN en variables clave
cols_obligatorias = ["DATETIME", "CARGA", "DP", "TIT154", "TT441B", "FT206", "COQUE"]
antes = len(df)
df = df.dropna(subset=cols_obligatorias)
despues = len(df)

print(f"Filas originales: (antes)")
print(f"Filas después de limpiar: (despues)")
print(f"Filas eliminadas: (antes - despues)")

# 4. Ordenar por tiempo
df = df.sort_values("DATETIME").reset_index(drop=True)

# 5. Ver distribución de COQUE
print("\nDistribución de COQUE:")
print(df["COQUE"].value_counts(dropna=False))

Filas originales: 1023
Filas después de limpiar: 1023
Filas eliminadas: 0

Distribución de COQUE:
COQUE
0    782
1    321
Name: count, dtype: int64

```

Figura 58. Limpieza y cuantificación del dataset.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

Se genera una partición en los datos obtenidos para el entrenamiento y la prueba, considerando un 70% de los datos (716) como válidos para el entrenamiento del modelo y el 30% (307) como elementos para la prueba.

```

Name: count, dtype: int64

[4]: # Variables de entrada (sensores) y salida (COQUE)
features = ["CARGA", "DP", "TIT154", "TT441B", "FT206"]
target_col = "COQUE"

X = df[features].values
y = df[target_col].astype(int).values # 0/1

# Split temporal: 70% primeros registros para entrenamiento, 30% últimos para prueba
n = len(df)
train_size = int(n * 0.7)

X_train, X_test = X[:train_size], X[train_size:]
y_train, y_test = y[:train_size], y[train_size:]

print("Total muestras:", n)
print("Train:", len(y_train))
print("Test :", len(y_test))
print("Proporción COQUE=1 total:", y.mean())
print("Proporción COQUE=1 en train:", y_train.mean())
print("Proporción COQUE=1 en test :", y_test.mean())

Total muestras: 1023
Train: 716
Test : 307
Proporción COQUE=1 total: 0.31378299120234604
Proporción COQUE=1 en train: 0.17039106145251395
Proporción COQUE=1 en test : 0.6482084690553745

```

Figura 59. Partición del dataset.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

```

print("Proporción COQUE=1 en train:", y_train.mean())
print("Proporción COQUE=1 en test :", y_test.mean())

Total muestras: 1823
Train: 716
Test : 307
Proporción COQUE=1 total: 0.31378299120234604
Proporción COQUE=1 en train: 0.17039106145251395
Proporción COQUE=1 en test : 0.6482084690553745

[5]: # Pipeline: escalado estándar + regresión logística
modelo = Pipeline([
    "scaler", StandardScaler(),
    "logreg", LogisticRegression(
        class_weights="balanced", # compensa desbalance entre 0 y 1
        max_iter=1000,
        random_state=42
    )
])

# Entrenamiento
modelo.fit(X_train, y_train)

print("Modelo entrenado.")

Modelo entrenado.

```

Figura 60. Modelo de clasificación binaria.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

Se evalúa la precisión, exactitud, y porcentaje de aciertos del modelo. Las valoraciones se encuentran sobre el 70%, lo que nos indica una fiabilidad aceptable para las proyecciones generadas por el modelo.

```

prec = precision_score(y_test, y_pred, zero_division=0)
rec = recall_score(y_test, y_pred, zero_division=0)
f1 = f1_score(y_test, y_pred, zero_division=0)
auc = roc_auc_score(y_test, y_proba)

print(f"Accuracy : {acc:.3f}")
print(f"Precision: {prec:.3f}")
print(f"Recall : {rec:.3f}")
print(f"F1-score : {f1:.3f}")
print(f"ROC AUC : {auc:.3f}\n")

print("Reporte de clasificación:\n")
print(classification_report(y_test, y_pred, digits=3))

Accuracy : 0.726
Precision: 0.703
Recall : 1.000
F1-score : 0.826
ROC AUC : 0.872

Reporte de clasificación:

              precision    recall  f1-score   support

0               1.000      0.222   0.364     108
1               0.703      1.000   0.826     199

 accuracy          0.726     307
 macro avg         0.852     0.611   0.595     307
 weighted avg      0.808     0.726   0.663     307

```

Figura 61. Valoración del modelo de clasificación binaria.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

Los valores que sostienen el argumento del modelo de clasificación binaria se basan en las métricas de desempeño, y se presentan en la tabla 6.

Tabla 6. Métricas de desempeño del modelo de clasificación binaria

Clase/Promedio	Precisión	Recall	F1-score	Soporte
Normal [0]	1	0,22	0,36	108
Coque [1]	0,70	1	0,83	199
Exactitud	-	-	0,73	307
Macro avg	0,85	0,61	0,59	307
Weight avg	0,81	0,73	0,66	307

Nota. Autor

CAPITULO IV: ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

4.1 Contraste actual de las propiedades del hidrocarburo

Tabla 7. Tabla comparativa de las propiedades del hidrocarburo.

Características del hidrocarburo		
	Bases de diseño	Condiciones Actuales
Gravedad específica	0,8916	0,9001
API	27,1	25,7
Viscosidad (cSt)	17,68	26,45
BSW	0,10	0,2
Azufre (%m)	0.983	1.1861

Nota. Autor

Se determinó que la viscosidad del crudo es uno de los puntos con mayor discrepancia con la base de diseño; esta propiedad influye en los perfiles de velocidad afectando el tiempo de residencia del hidrocarburo, generando escenarios para una formación temprana de coque.

4.2 Resultados CFD

Se presentan los resultados en función a la simulación del comportamiento del flujo de crudo mediante CFD para la generación de un mapa de sectores críticos en relación con la prospección de la formación de coque en la tubería.

Los principales parámetros evaluados se consideraron en base a mayores tiempos de residencia del fluido en las zonas donde se presenta una baja distribución de velocidades, factor principal en la formación temprana de coque por las altas temperaturas y la baja renovación del flujo.

- a) **Distribución de la velocidad.** – El análisis global de la distribución de velocidades a lo largo del serpentín mostrado en la Figura 62 determinó las bajas velocidades relacionadas con una mayor disposición al desarrollo de puntos calientes por una baja tasa de recirculación mostrando los sectores que estarán sujetos a una acumulación de coque.

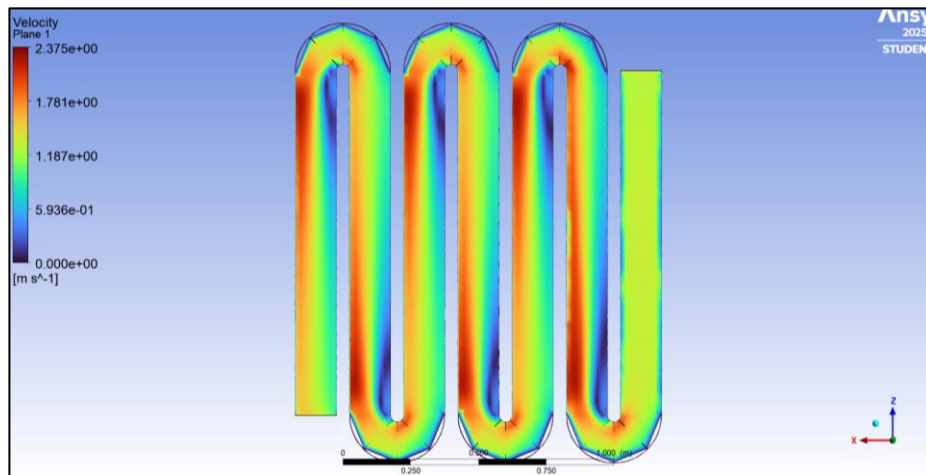


Figura 62. Distribución 2D de la velocidad.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

- b) **Distribución de la presión.** – Se analizó la caída de presión esperada para el serpentín que muestra pérdidas graduales en los codos y secciones rectas. La acumulación de coque disminuye los diámetros internos de la tubería por lo que aumenta el diferencial de presión.

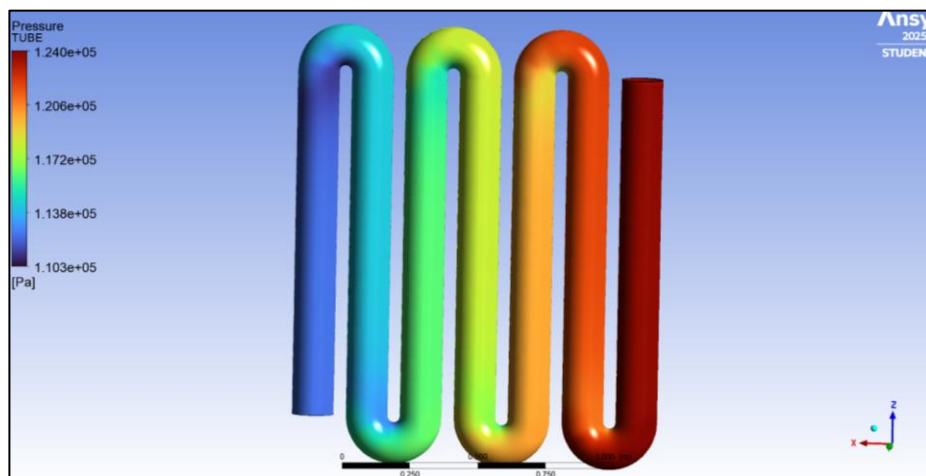


Figura 63. Distribución tubo normal de la presión.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

c) Disipación de la energía cinética turbulenta. – El análisis de la figura 64 muestra los valores en las zonas máximas en donde existe una alta y baja turbulencia, lo que identificó las regiones con una menor capacidad en la remoción de depósitos, que hidrodinámicamente los vuelve más vulnerables a una acumulación de coque.

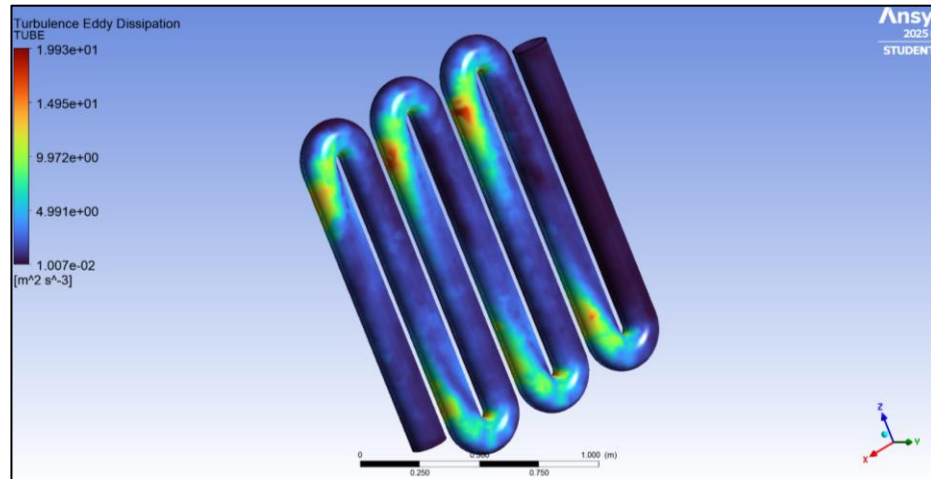


Figura 64. Distribución tubo de la disipación de energía cinética turbulenta.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

d) Comportamiento de la energía cinética turbulenta

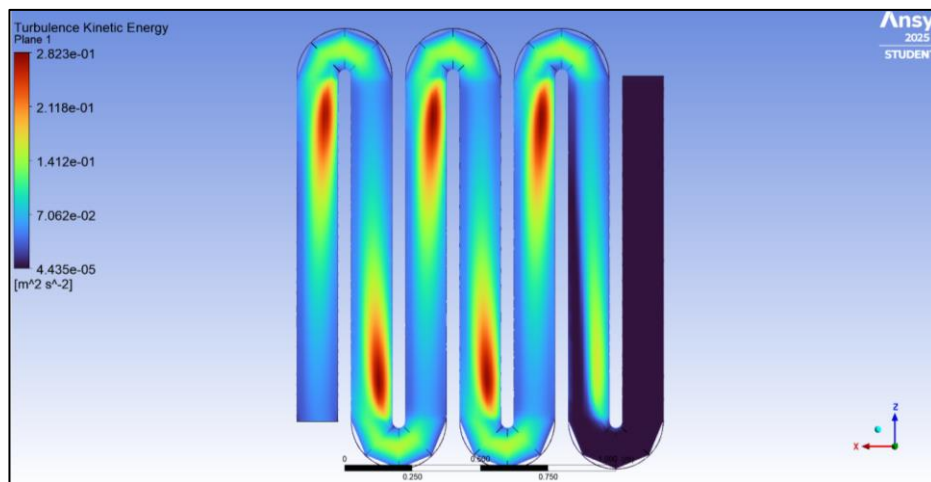


Figura 65. Distribución 2D de la energía cinética turbulenta.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

e) **Distribución de la viscosidad turbulenta.** – La figura 66 muestra el comportamiento de la viscosidad turbulenta en un plano de corte XZ, que representa en sus valores máximos de escala, mostró una renovación de fluido que impide alcanzar temperaturas máximas, menorando la formación de coque.

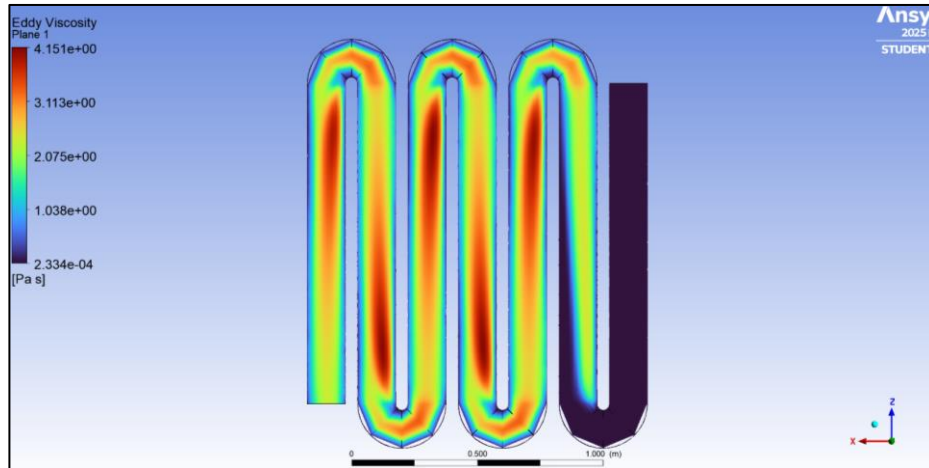


Figura 66. Distribución 2D de la viscosidad turbulenta.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

El comportamiento de la viscosidad turbulenta se demostró para las paredes del tubo y se observa en la figura 67 como desde el punto de vista hidrodinámico las regiones con tonalidades más opacas están comprometidas por una menor remoción del flujo en la pared interna del tubo.

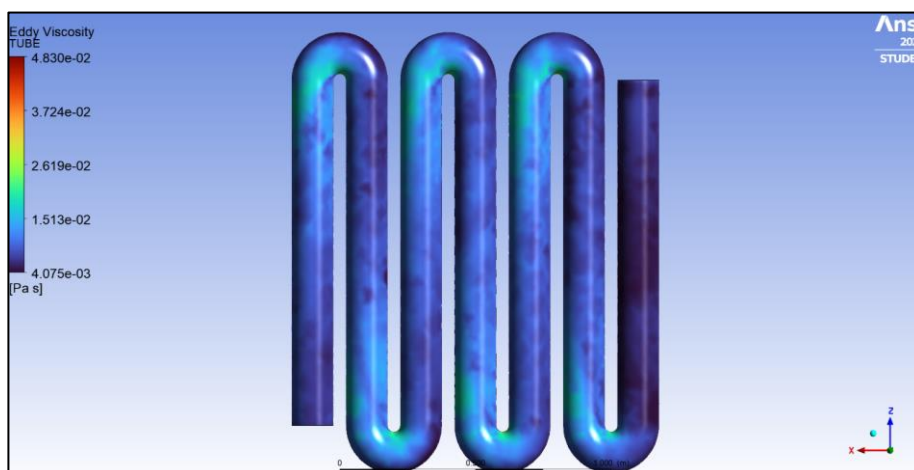


Figura 67. Distribución tubo de la viscosidad turbulenta.

Nota. Elaboración propia a partir de ANSYS

4.3 Resultados del modelo de clasificación binaria

Las métricas obtenidas muestran la exactitud de la predicción realizada. Y nos generan una base de apoyo para la coherencia en la generación de datos futuros que predijeron anomalías de acuerdo con las variables de ingreso.

4.3.1 Resultados de la evaluación de desempeño del modelo

a) Matriz de confusión

Esta métrica nos permitió evaluar los resultados de falsos positivos con la condición (Coque=1; siendo 0), falsos negativos (Coque=0; siendo 1), y valores verdaderos positivos y negativos. Esta matriz identificó el desempeño de detección de eventos catalogados como coque proyectado.

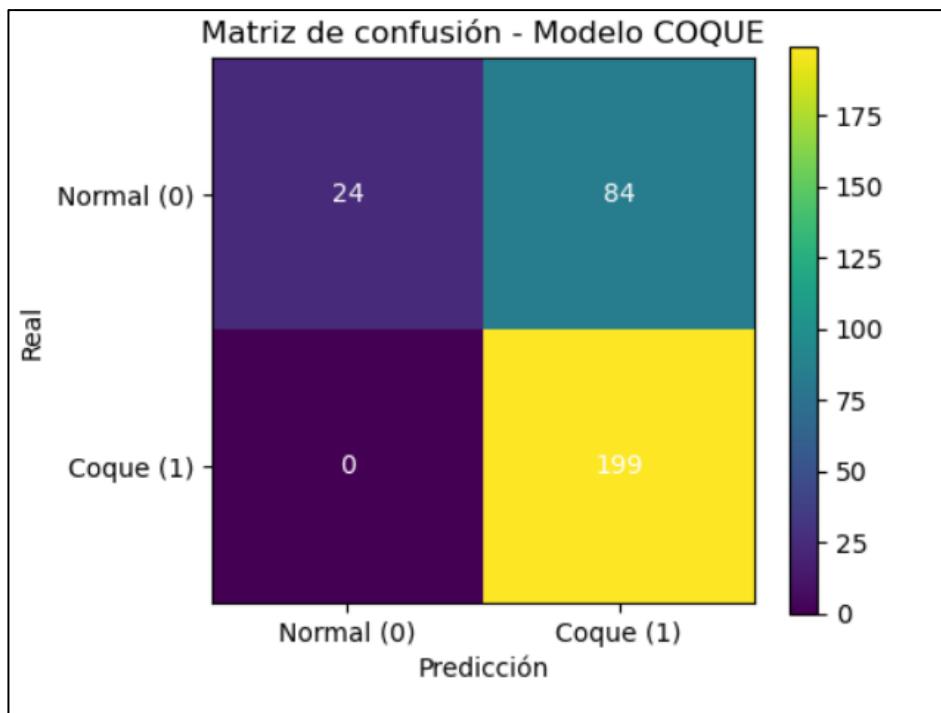


Figura 68. Matriz de confusión.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

b) Gráfica de Roc

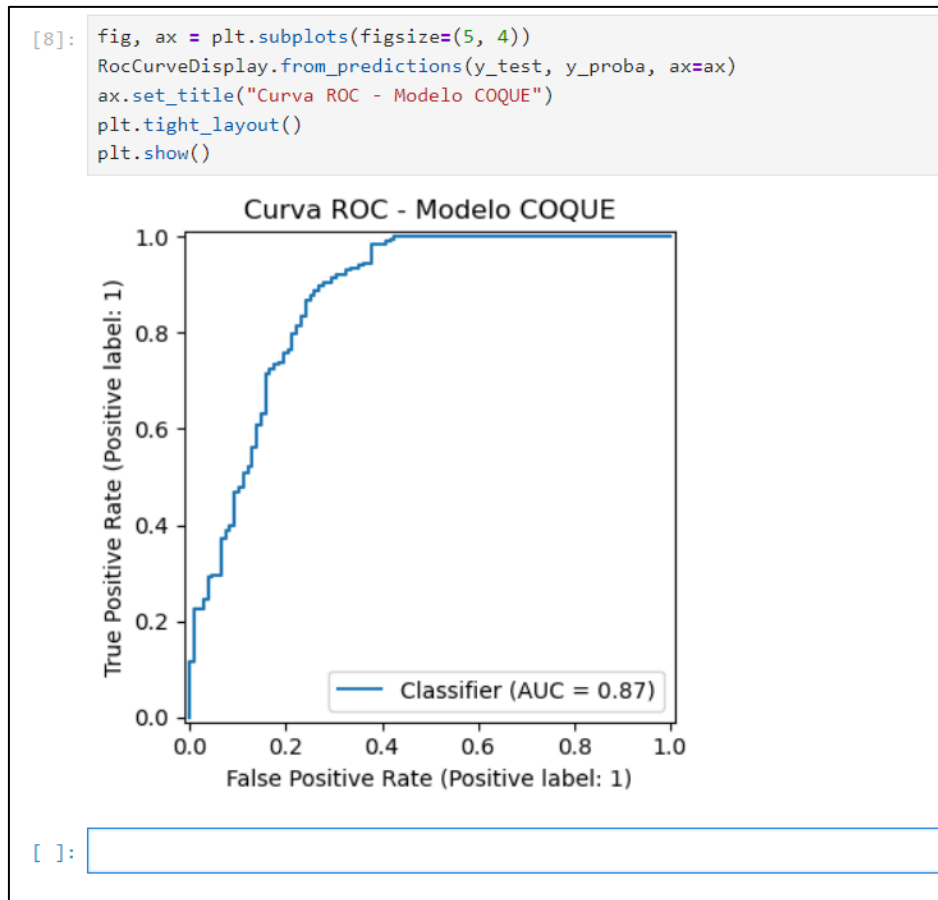


Figura 69. Gráfica de Roc

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

La figura 69 mostró la variación de la tasa de aciertos frente a la tasa de falsos positivos para todos los umbrales de decisión. El valor destacado se encuentra bajo la curva y cuantifica la discriminación elevada entre situaciones normales y condiciones asociadas. El número asignado es de 0,87 lo que implica que el modelo es capaz de mantener altas tasas de detección de coque frente a valores con incertidumbre que puedan generarse.

4.3.2 Resultados de las variables con relación al fenómeno de coque

a) Matriz de correlación

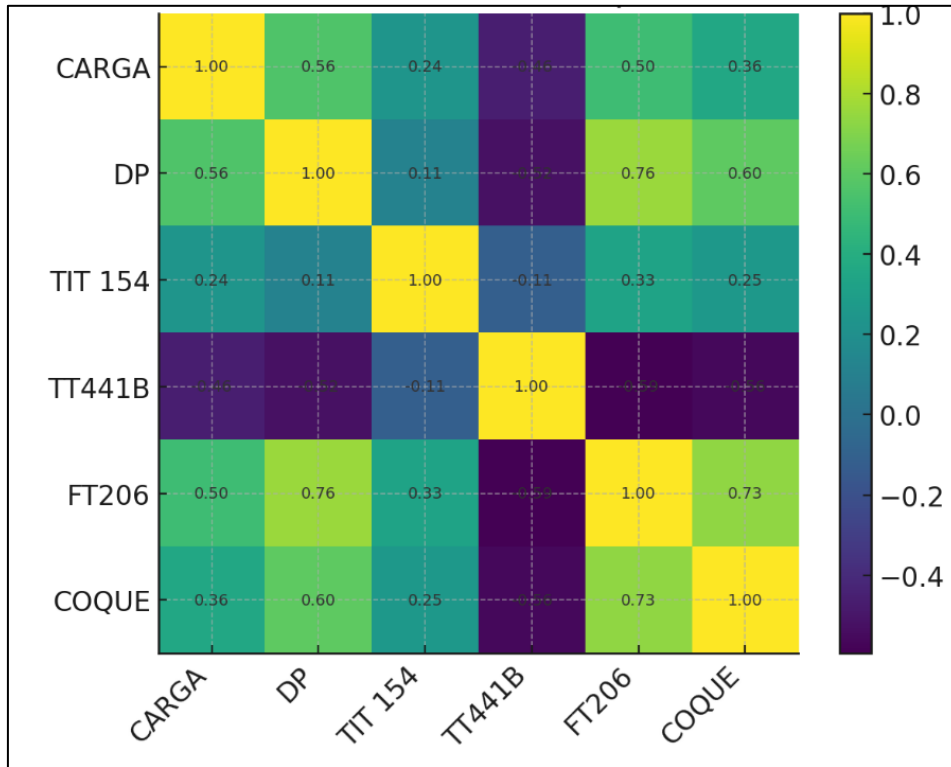


Figura 70. Matriz de correlación.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

La Figura 70 identificó la intensidad y el sentido de las relaciones lineales entre las variables. Se observó que el coque se presenta con correlaciones positivas moderadas a un DP promedio de 0,60 y con un flujo de 0,73 lo que nos mostró como a medida que aumenta el diferencial de presión en el serpentín y la carga de combustible para un mismo estado de proceso la probabilidad de ocurrencia de coque también aumenta.

b) Gráfica de dispersión

La figura 71 determinó la estructura del espacio de estados operativos en relación con el diferencial de presión frente a la temperatura. La variable que señaló el estado de coque o no coque está condicionado por un aumento en el diferencial de presión dentro del sistema.

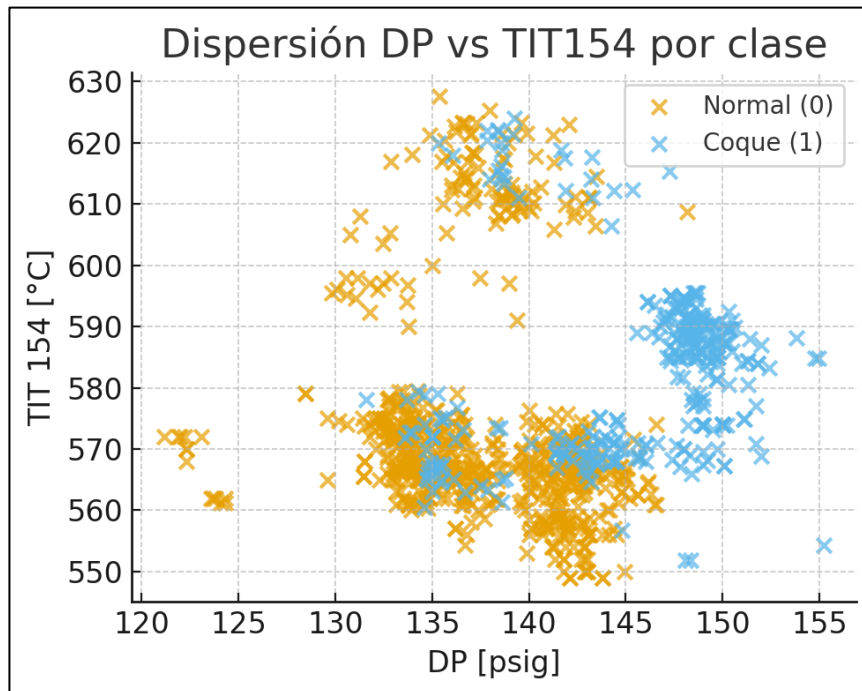


Figura 71. Gráfica de dispersión.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

4.3.3 Escenario de predicción en la formación temprana de coque.

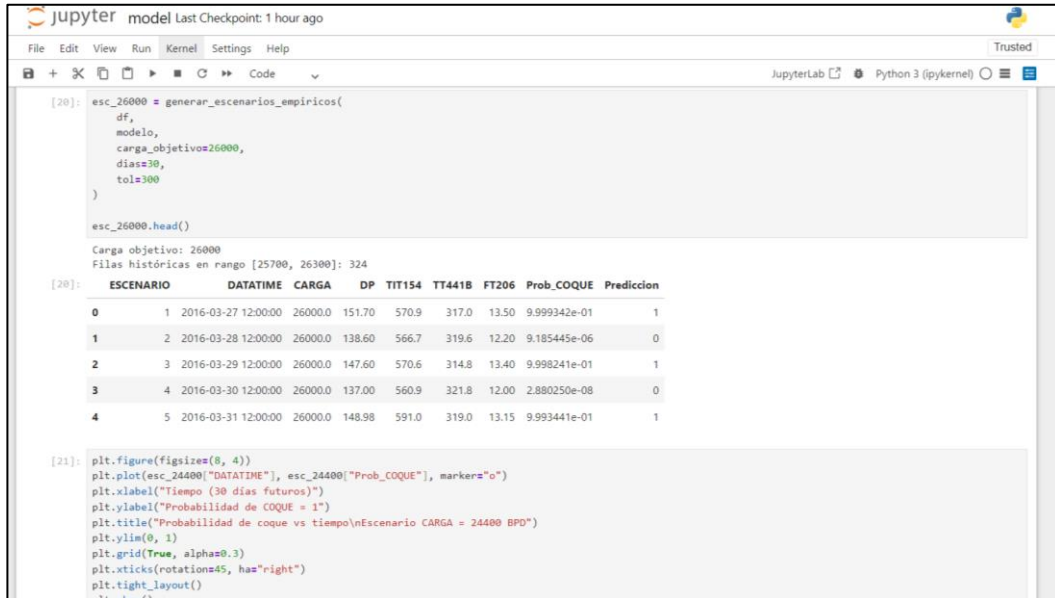


Figura 72. Proyección de escenarios.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.



Figura 73. Gráfica comparativa predicción de escenarios.

Nota. Elaboración propia a partir de Jupyter Notebook.

El modelo de clasificación binaria nos generó los valores futuros de un estado de operación con dos cargas asumidas de 26000 y 24000 BPD que se proyectaron a un mismo intervalo de tiempo de 30 días. Los resultados en cuanto a la información por sensor de acuerdo con los días de operación nos mostraron cómo para una carga de 24000 BPD existe una menor probabilidad de generación de coque. Mientras que un caudal de 26000 BPD tiene mayores probabilidades de escenarios con una mayor probabilidad de generación de coque con respecto al mismo intervalo de tiempo.

4.4. Discusión

Los resultados de la evaluación y análisis del comportamiento del flujo de crudo en el serpentín del horno de precalentamiento muestran la convergencia de criterios que señalan factores operacionales con zonas de mayor riesgo de formación de coque, lo que nos permite emitir un criterio de las variables a controlar.

La proyección de los datos en un escenario futuro genera fiabilidad por las métricas de validación del modelo. Estos resultados nos indican que en el ámbito de un aumento de carga se disminuye el perfil de velocidad del flujo de crudo dentro del serpentín lo que muestra las similitudes con el modelo de dinámica de fluidos que mostró que a menor turbulencia la probabilidad de escenarios y zonas con una formación temprana de coque aumenta.

De acuerdo con la revisión bibliográfica y de campo se discretizaron las variables de operación de acuerdo con las lecturas de los sensores en la zona de radiación lo que mejoró la interpretación del fenómeno de formación de coque focalizando estos valores al área de interés; la predicción de escenarios futuros con presencia de coque tiene relación directa con la carga de procesamiento del horno.

El fenómeno se modeló en un escenario ideal con un flujo monofásico, lo que generó el concepto base en la prevención de la formación de coque, y se cataloga a la velocidad de flujo así como al régimen que gobierna su paso por el serpentín como el factor determinante y de mayor incidencia en los resultados obtenidos mediante CFD.

CAPITULO V: CONCLUSIONES Y

RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

Se analizó mediante el registro de operaciones del horno y los ensayos de laboratorio las características del hidrocarburo actual de proceso. Se determina la influencia de una menor viscosidad dinámica como efecto principal sobre la carga del horno. La geometría del serpentín en la zona de radiación, muestra zonas de recirculación en elementos como codos. Sin embargo, los perfiles de velocidad desarrollados en las secciones verticales de la tubería muestran una distribución baja de velocidades cercanas a la pared lo que con una mayor viscosidad genera el craqueo indeseado del hidrocarburo.

Se simuló el comportamiento del flujo de crudo en la muestra seleccionada para ensayos mediante CFD de las propiedades hidrodinámicas en el diámetro interno de la tubería del serpentín, utilizando las bases de diseño en los parámetros de ingreso y salida de flujo. Esto nos brinda una visión simplificada de los efectos de la turbulencia en las paredes de la tubería, mostrando similitud entre la hipótesis planteada en la recopilación bibliográfica y la experiencia de operación del personal de la refinería estatal.

Los escenarios generados por el modelo de clasificación binaria muestran como el aumento de carga genera menores tiempos de residencia del fluido en el serpentín por lo que la probabilidad de la formación temprana de coque se reduce. En conclusión, las variables que mejoran los escenarios para una reducción en la formación de coque comprenden el aumento en los perfiles de velocidad, el control de los regímenes de flujo para una renovación del fluido en las paredes de la tubería, una mayor carga hidrodinámica y un control preventivo en los escenarios críticos anticipados por el modelo de clasificación binaria.

5.2 RECOMENDACIONES

- El estudio del comportamiento del flujo de crudo en el serpentín del horno de precalentamiento PH1-B se realizó en base a consideraciones que limitan la interpretación de datos llevados a cabo en escenarios que consideren un flujo bifásico que dadas las temperaturas dentro de la cámara del horno son esenciales para una comprensión más detallada del fenómeno de craqueo en las tuberías y su disposición gradual por su alto contenido de asfáltenos.
- Se sugiere que para futuros estudios se reproduzca el concepto total del horno de precalentamiento en un modelado a nivel general, que podría brindar criterios de prevención en la formación de coque en etapas previas del procesamiento en este tipo de sistemas.
- Se recomienda que para la fase del modelo de clasificación binaria se generen más escenarios comparativos entre las características del crudo ingresado lo que brinde una base de tolerancia del producto a procesar.
- El estudio se centra en aspectos determinados por el laboratorio, características tomadas antes de ser transportadas a tanques de almacenamiento local. Estos tanques de almacenamiento por lo general son susceptibles a una contaminación por lo que se sugieren evaluaciones con una toma de muestras en campo.
- Las técnicas de remoción mecánica y química de coque se deberían contemplar como una opción de mitigación dentro de las variables ya ajustadas. Esto para brindar otros criterios de prevención en la formación de coque.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- American Petroleum Institute. (n.d.). *API Gravity: Definition and Measurement*. American Petroleum Institute. Retrieved October 18, 2025, from <https://www.api.org/>
- American Petroleum Institute. (2016). *API Standard 560: Fired Heaters for General Refinery Service*.
- ASTM International. (2023). *ASTM D4175 – Standard terminology relating to petroleum, petroleum products, and lubricants*. <https://www.astm.org/d4175>
- Attia, M. H., Kholief, M. A., Zaghloul, N. M., Kružić, I., Anđelinović, Š., Bašić, Ž., & Jerković, I. (2022). Efficiency of the Adjusted Binary Classification (ABC) Approach in Osteometric Sex Estimation: A Comparative Study of Different Linear Machine Learning Algorithms and Training Sample Sizes. *Biology*, *11*(6), 917. <https://doi.org/10.3390/biology11060917>
- Bajia, S. C., Singh, R. J., Bajia, B., & Kumar, S. (2017). Determination of sulfur content in petroleum products – an overview. *Journal of Sulfur Chemistry*, *38*(4), 450–464. <https://doi.org/10.1080/17415993.2017.1289530>
- Beggs, H. D. (1991). *Gas Production Operations*. Gulf Publishing Company.
- Benalcázar Gómez, H. G., Albuja Proaño, G. A., Naula Reina, I. C., Carrillo Flores, R. A., & Izurieta Cabrera, C. F. (2017). Modelación y simulación numérica del transporte de petróleo por el Sistema de Oleoducto Transecuatoriano. *FIGEMPA: Investigación y Desarrollo*, *1*(1), 22–30. <https://doi.org/10.29166/revfig.v1i1.52>
- Bonilla Duarte, Diego; Rodríguez Jiménez, J. L. (2012). *Caracterización fisicoquímica del coque formado en la producción de etileno por steam cracking de etano*.
- Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, *358*(6370), 1530–1534. <https://doi.org/10.1126/science.aap8062>
- Çengel, Yunus A.; Ghajar, A. J. (2015). *Transferencia de calor y masa: Fundamentos y aplicaciones* (4ª ed.). McGraw-Hill Education.
- Çengel, Yunus A. & Ghajar, A. J. (2014). *Mecánica de fluidos: Fundamentos y aplicaciones*. McGraw-Hill Interamericana.

- Chandia, L. A. (2011). *Formación de coque en hornos radiantes verticales*.
- Chen, Z., Wang, Z., & Xu, L. (2026). Hydrodynamics of high-pressure fluid flow entering and exiting a narrow pipe. *International Journal of Heat and Fluid Flow*, 117, 110094. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatfluidflow.2025.110094>
- Deghal Cheridi, A. L., Boumaza, M., & Mohammedi, B. (2025). Transient thermal–hydraulic modeling of a leakage in a horizontal concentric heat exchanger with RELAP5 and ANSYS-CFX. *Thermal Science and Engineering Progress*, 67, 104098. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2025.104098>
- Díaz-Mateus, F. A., & Castro-Gualdrón, J. A. (2011). CFD technique to calculate tube skin peak temperatures in refinery furnaces. *CTyF - Ciencia, Tecnología y Futuro*, 4(4), 73–88. <https://doi.org/10.29047/01225383.230>
- Ganesh Shankar Gowekar. (2024). Artificial intelligence for predictive maintenance in oil and gas operations. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 23(3), 1228–1233. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.23.3.2721>
- García Maya, A. F. (2019). *Estudio comparativo de técnicas de clasificación binaria con múltiples anotadores*. Universidad Nacional de Colombia.
- Günther, C., Simán, F., Mokayed, H., Liwicki, M., Jansson, N., McDonnell, P., Hermansson, T., & Liwicki, F. S. (2025). Machine learning for drill core image analysis: A review. *Ore Geology Reviews*, 187, 106974. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2025.106974>
- Holts Corey, A. A. (2010). *Desarrollo de un sistema de clasificación binaria automática de noticias con máquinas de aprendizaje*. Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.
- Hosseinzadeh, A., Frank Chen, F., Shahin, M., & Bouzary, H. (2023). A predictive maintenance approach in manufacturing systems via AI-based early failure detection. *Manufacturing Letters*, 35, 1179–1186. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2023.08.125>
- Hu, G., Wang, H., Qian, F., Zhang, Y., Li, J., Van Geem, K. M., & Marin, G. B. (2011). Comprehensive CFD simulation of product yields and coking rates for a floor-and wall-fired naphtha cracking furnace. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 50(24), 13672–13685. <https://doi.org/10.1021/ie2012642>
- Izadi, M., Rahimi, M., Beigzadeh, R., & Alsairafi, A. A. (2026). Micromixing

- enhancement in micro coiled flow inverters based on experimental and CFD analysis. *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, 219, 110597. <https://doi.org/10.1016/j.cep.2025.110597>
- Jegla, Z., Kohoutek, J., & Stehlik, P. (2011). Design and operating aspects influencing fouling inside radiant coils of fired heater operated in crude oil distillation plants. *Proceedings of International Conference on Heat Exchanger Fouling and Cleaning, 2011*, 7–14. www.heatexchanger-fouling.com
- Koroteev, D., & Tekic, Z. (2021). Artificial intelligence in oil and gas upstream: Trends, challenges, and scenarios for the future. *Energy and AI*, 3, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100041>
- Kreith, F., Manglik, R. M., & Bohn, M. S. (2011). *Principles of Heat Transfer* (7th ed.). Cengage Learning.
- Laurencio Alfonso, H. L., Retirado Mediaceja, Y., & Torres Tamayo, E. (2024). Procedimiento para determinar la variación de temperatura del petróleo pesado con comportamientoseudoplástico en tuberías conductoras. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 31. <https://doi.org/10.4067/s0718-33052023000100240>
- Li, H., Yu, H., Cao, N., Tian, H., & Cheng, S. (2021). Applications of Artificial Intelligence in Oil and Gas Development. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28(3), 937–949. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09402-8>
- LLUGUAY, K. (2016). Desarrollar Un Modelo CFD Para El Análisis Del Comportamiento Del Fluido En Tuberías Del Banco De Pérdidas De Turbomáquinaria Hidraulica. *Espoch*, 1(sup3.2), 1–98.
- Lu, H., Guo, L., Azimi, M., & Huang, K. (2019). Oil and Gas 4.0 era: A systematic review and outlook. *Computers in Industry*, 111, 68–90. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.06.007>
- Masjedy, H., & Adel, S. M. R. (2025). Fuzzy logic theory: A unifying pathway to intelligent accountability in addressing methodological challenges of applied linguistics. *Research Methods in Applied Linguistics*, 4(3), 100278. <https://doi.org/10.1016/j.rmal.2025.100278>
- Morphy, L. V. (2023). *Inteligencia Artificial para Toma de Decisiones en el Mantenimiento Predictivo a equipos Turbocompresores en la Industria Petrolera*. May. <https://www.researchgate.net/publication/371008558%0AInteligencia>

- Mott, Robert L.; Untener, J. A. (2015). *Applied Fluid Mechanics* (Pearson Ed).
- Muñoz, R. (2020). *SIMULACIÓN APLICADA PARA EL ANALISIS PREVIO DEL COMPORTAMIENTO DEL FLUJO, DURANTE SU TRANSPORTE EN LÍNEAS DE TUBERIA.*
- Owolabi, O. B., Osoba, L. O., & Adeosun, S. O. (2020). THERMAL AND COMPUTATIONAL FLUID DYNAMICS ANALYSIS OF AN OIL FIRED CRUCIBLE FURNACE DURING SECONDARY ALUMINUM SMELTING. *Journal of Production Engineering*, 23(2), 21–27. <https://doi.org/10.24867/JPE-2020-02-021>
- Pérez-Álvarez, R., González-Gómez, P. Á., Acosta-Iborra, A., & Santana, D. (2021). Thermal stress and fatigue damage of central receiver tubes during their preheating. *Applied Thermal Engineering*, 195, 117115. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2021.117115>
- Portugal, I., Alencar, P., & Cowan, D. (2018). The use of machine learning algorithms in recommender systems: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 97, 205–227. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.020>
- Riaño Valle, F. (2020). Antecedentes de la conocida ecuación de Bernoulli. *SciELO*, XLI(1), 71–84. <http://scielo.sld.cu/pdf/riha/v41n1/1680-0338-riha-41-01-71.pdf>
- Rivas-Perez, R., Feliu-Batlle, V., Castillo-Garcia, F. J., & Benitez-Gonzalez, I. (2014). Temperature control of a crude oil preheating furnace using a modified Smith predictor improved with a disturbance rejection term. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3), 5760–5765. <https://doi.org/10.3182/20140824-6-ZA-1003.01999>
- Rodríguez Mora, A. (2023). *Modelado y control de un horno de precalentamiento de crudo.* Universidad de Sevilla.
- Rybdylova, O., Qubeissi, M. Al, Braun, M., Crua, C., Manin, J., Pickett, L. M., Sercey, G. de, Sazhina, E. M., Sazhin, S. S., & Heikal, M. (2016). A model for droplet heating and its implementation into ANSYS Fluent. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 76, 265–270. <https://doi.org/10.1016/j.icheatmasstransfer.2016.05.032>
- Schlumberger. (n.d.-a). *Energy glossary: API gravity.* SLB Oilfield Glossary. Retrieved October 18, 2025, from https://glossary.slb.com/es/terms/a/api_gravity
- Schlumberger. (n.d.-b). *Energy glossary: Viscosity.* SLB Oilfield Glossary. Retrieved

- October 10, 2025, from <https://glossary.slb.com/es/terms/v/viscosity>
- Shahin, M., Chen, F. F., Bouzary, H., & Krishnaiyer, K. (2020). Integration of Lean practices and Industry 4.0 technologies: smart manufacturing for next-generation enterprises. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 107(5–6), 2927–2936. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05124-0>
- Souza, B. A., Matos, E. M., Guirardello, R., & Nunhez, J. R. (2006). Predicting coke formation due to thermal cracking inside tubes of petrochemical fired heaters using a fast CFD formulation. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 51(1–2), 138–148. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2005.11.013>
- Speight, J. G. (2001). *The Chemistry and Technology of Petroleum* (4th ed.). CRC Press.
- Speight, J. G. (2015). Handbook of Petroleum Product Analysis: Second Edition. In *Handbook of Petroleum Product Analysis: Second Edition* (Vol. 182). <https://doi.org/10.1002/9781118986370>
- Temirchev, P., Simonov, M., Kostoev, R., Burnaev, E., Oseledets, I., Akhmetov, A., Margarit, A., Sitnikov, A., & Koroteev, D. (2020). Deep neural networks predicting oil movement in a development unit. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 184, 106513. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106513>
- Tontiwachwuthikul, P. (PT), Chan, C. W., Zeng, F. (Bill), Liang, Z. (Henry), Sema, T., & Min, C. (2020). Recent progress and new developments of applications of artificial intelligence (AI), knowledge-based systems (KBS), and Machine Learning (ML) in the petroleum industry. *Petroleum*, 6(4), 319–320. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2020.08.001>
- van Dinter, R., Tekinerdogan, B., & Catal, C. (2022). Predictive maintenance using digital twins: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 151, 107008. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2022.107008>
- Villegas Morphy, L. (2021). *Artificial Intelligent for Decisions Making in Predictive Maintenance to Turbocompressors Equipment in the Oil Industry*. https://www.academia.edu/51202846/Inteligencia_Artificial_para_Toma_de_Decisiones_en_el_Mantenimiento_Predictivo_a_equipos_Turbocompresores_en_la_Industria_Petrolera
- Wang, X., & Song, W. (2025). Artificial intelligence in petroleum companies: a patent landscape review. *Procedia Computer Science*, 266, 1322–1329.

- <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.08.162>
- Wu, Y., Yan, T., & Zhang, L.-Z. (2025). Fluid flow and heat transfer in deformable and swellable parallel-plates hydrogel-based fluidic channels. *Chemical Engineering Science*, 122964. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2025.122964>
- Yamakawa, S., Aida, S., Hagino, K., Honda, N., & Shimizu, T. (1990). The Application of Artificial Intelligence to Electricity Power System. *IFAC Proceedings Volumes*, 23(7), 145–150. [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)52150-3](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)52150-3)
- Yang, L., He, Y., & Pan, Y. (2025). Can Artificial Intelligence Improve Carbon Emission Efficiency by Promoting Industrial Intelligence? Evidence from Chinese provincial Panel Data. *Economic Analysis and Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2025.11.004>
- Zaripov, T. S., Rybdylova, O., & Sazhin, S. S. (2018). A model for heating and evaporation of a droplet cloud and its implementation into ANSYS Fluent. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 97, 85–91. <https://doi.org/10.1016/j.icheatmasstransfer.2018.06.007>
- Zawawi, M. H., Saleha, A., Salwa, A., Hassan, N. H., Zahari, N. M., Ramli, M. Z., & Muda, Z. C. (2018). A review: Fundamentals of computational fluid dynamics (CFD). *AIP Conference Proceedings*, 2030(November). <https://doi.org/10.1063/1.5066893>
- Zeledón Herrera, G. J., Pérez Aguilar, K. A., Laguna Laguna, Y. J., & Herrera Castrillo, C. J. (2024). Prototipo experimental en la demostración de la ecuación de continuidad en forma diferencial e integral. *Revista Torreón Universitario*, 13(37). <https://doi.org/10.5377/rtu.v13i37.17958>
- Zheng, F., Shi, Q., Vallverdu, G. S., Giusti, P., & Bouyssiére, B. (2020). Fractionation and Characterization of Petroleum Asphaltene: Focus on Metalopetroleomics. *Processes*, 8(11), 1504. <https://doi.org/10.3390/pr8111504>
- Z-EP Petroecuador. (2024). Informe de inspección interna de la Refinería La Libertad.

ANEXOS

ANEXO I

Tabulación de datos

Tabla 8. Promedio de las propiedades del crudo

Promedio de las propiedades del hidrocarburo					
Año	MES	gravedad especifica	API	Viscosidad	Contenido de azufre
2024	Mayo	0,9	25,6	26,9	1,2
2024	Junio	0,9	25,7	27,8	1,2
2024	Julio	0,9	25,6	27,0	1,2
2024	Agosto	0,9	25,6	26,3	1,2
2024	Septiembre	0,9	25,8	26,6	1,2
2024	Octubre	0,9	25,7	26,4	1,2
2024	Noviembre	0,9	25,7	25,9	1,1
2024	Diciembre	0,9	25,7	25,9	1,1
2025	Enero	0,9	25,7	26,5	1,2
2025	Febrero	0,9	25,7	26,5	1,2
2025	Marzo	0,9	25,7	26,3	1,2
2025	Abril	0,9	25,7	26,1	1,2
2025	Mayo	0,9	25,8	26,3	1,2
2025	Junio	0,9	25,8	26,4	1,2
2025	Julio	0,9	25,6	26,5	1,2
2025	Agosto	0,9	26,0	26,0	1,2
		0,9	25,7	26,5	1,2

ANEXO II
Gráfica de datos

- **Variación de la gravedad específica del petróleo**

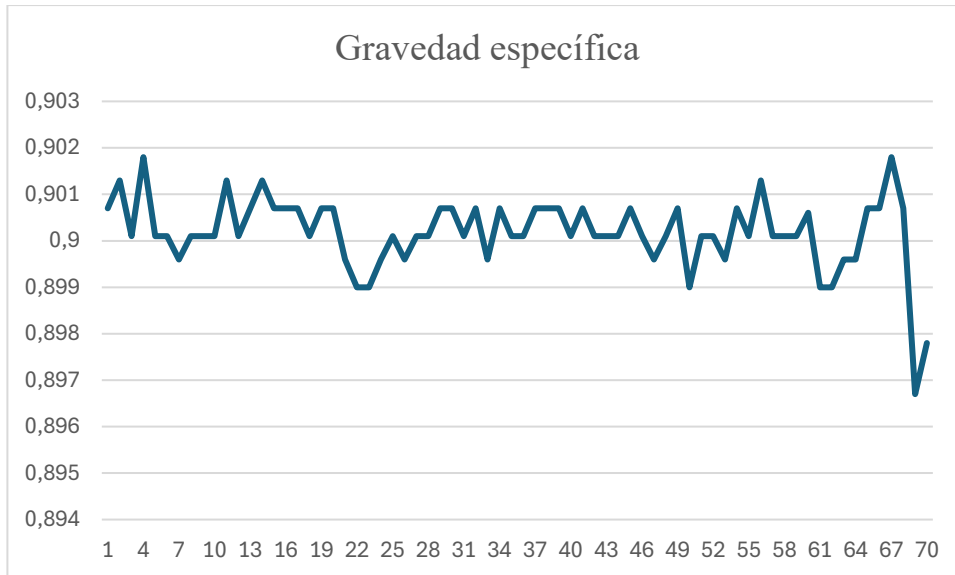


Figura 74. Variación de la gravedad específica

Nota. Autor

- **Variación de la viscosidad**

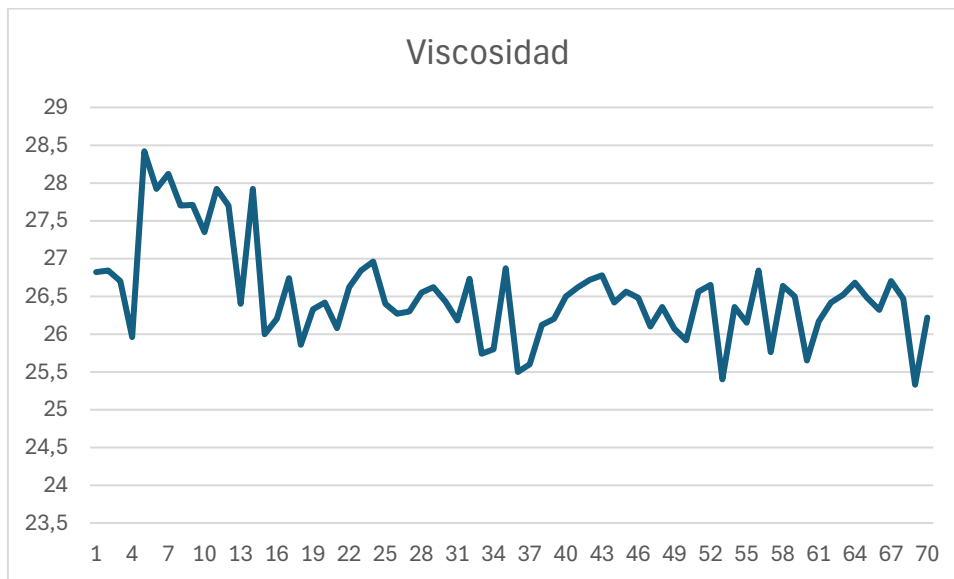


Figura 75. Variación de la viscosidad

Nota. Autor