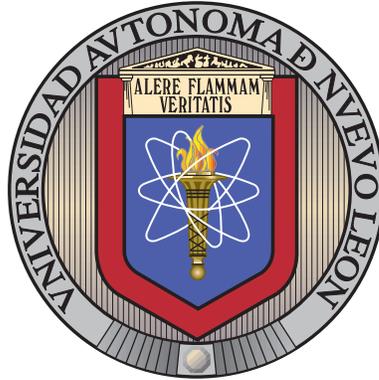


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



CARACTERIZACIÓN Y MODELADO DE LA
DINÁMICA DE UN SISTEMA CALORÍMETRO DE
FLUIDO SECUNDARIO, MEDIANTE DATOS
EXPERIMENTALES, BAJO CONDICIONES
AMBIENTALES Y CARGAS TÉRMICAS
VARIABLES.

POR

JACIEL LÓPEZ OLIVERA

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE

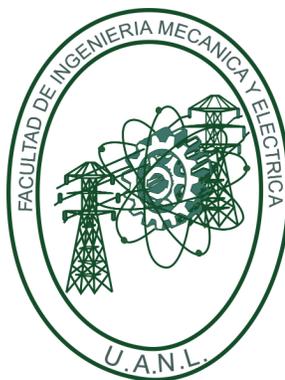
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA
CON ORIENTACIÓN EN ENERGÍAS TÉRMICA Y RENOVABLE

DICIEMBRE 2024

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



CARACTERIZACIÓN Y MODELADO DE LA
DINÁMICA DE UN SISTEMA CALORÍMETRO
DE FLUIDO SECUNDARIO, MEDIANTE
DATOS EXPERIMENTALES, BAJO
CONDICIONES AMBIENTALES Y CARGAS
TÉRMICAS VARIABLES.

POR

JACIEL LÓPEZ OLIVERA

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA
CON ORIENTACIÓN EN ENERGÍAS TÉRMICA Y RENOVABLE

DICIEMBRE 2024

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Posgrado

Los miembros del Comité de Evaluación de Tesis recomendamos que la Tesis “Caracterización y modelado de la dinámica de un sistema calorímetro de fluido secundario, mediante datos experimentales, bajo condiciones ambientales y cargas térmicas variables.”, realizada por el estudiante Jaciel López Olivera, con número de matrícula 2172434, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Maestría en Ciencias de la Ingeniería con Orientación en Energías Térmica y Renovable.

El Comité de Evaluación de Tesis

Dr. Fausto Alejandro Sánchez Cruz
Director

Dr. Miguel Ángel Platas Garza
Co-Director

Dr. Hugo Guadalupe Ramírez Hernández
Revisor

Dr. Max Salvador Hernández
Revisor

Dr. Fernando Salinas Salinas
Revisor

Vo.Bo.



Dr. Simón Martínez Martínez
Subdirector de Estudios de Posgrado

Institución 190001

Programa 507507

Acta Núm. 4449

Ciudad Universitaria, a 6 de diciembre de 2024.

“Los hombres no son nada, los principios lo son todo”.

-Benito Pablo Juárez García-

“Humanidad, despierta. La madurez consiste en saber establecer prioridades”.

-José de la Cruz Porfirio Díaz Mori - .

“Ten fe en el progreso. La madre Tierra se enorgullecerá dentro de poco al ser pisada por hombres en vez de rebaños. El sol comienza a besar sus frentes en lugar de quemar sus espaldas. ¡Ánimo, hermano!”.

-Cipriano Ricardo Gerónimo Flores Magón-

“El conocimiento es solo una de las representaciones de la existencia”.

-José Vasconcelos Calderón-

“Uno llega como llega a esta edad y no hay nada que hacer; ojalá fuera uno más sabio, pero se aprende a través del tiempo, repitiendo sus errores”.

-Francisco Benjamín López Toledo-

AGRADECIMIENTOS

Primero quiero agradecer a Dios por regalarme la salud y la oportunidad de concluir satisfactoriamente este proyecto.

Agradezco a mis padres, Odilón López Silva y Carmen Olivera Olivera, quienes han sido mi apoyo y fortaleza incondicional durante toda mi vida.

Agradezco a mi hermano Moisés López Olivera, un amigo incondicional que siempre me hace fuerte.

Agradezco a mi asesor de tesis, el Doctor Fausto Alejandro Sánchez Cruz, quien me apoyo durante el desarrollo de este proyecto. Agradezco a mi co-asesor, el Doctor Miguel Ángel Platas Garza, quien me dio soporte, y compartió conmigo sus conocimientos y habilidades.

Agradezco al gobierno de México, específicamente al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT), por el financiamiento de mis estudios de maestría a través de la beca número 1235781. Agradezco a los laboratorios LIITE, por permitirme utilizar sus instalaciones para realizar este proyecto.

Por último, y no menos importante, agradezco a mis compañeros de generación, Lilia, José y Santana, su amistad, apoyo, y el haber hecho que el tiempo que duró la maestría fuera una experiencia muy agradable.

DEDICATORIA

Le dedico este trabajo a mis padres Odilón López Silva, Carmen Olivera Olivera, y a mi hermano Moisés López Olivera, quienes me apoyan incondicionalmente.

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	IV
Dedicatoria	V
Nomenclatura	XIX
Resumen	XXIII
1. Introducción	1
1.1. Conservación de alimentos	2
1.2. Cadena del frío en la conservación de alimentos	3
1.3. Equipos de refrigeración comercial	5
1.4. Desempeño energético en la refrigeración comercial.	6
1.5. Motivación	8
1.5.1. Uso apropiado de los recursos energéticos.	8
1.5.2. Normatividad en México relacionada con el desempeño energético de sistemas de refrigeración	11

1.5.3. Evaluación del desempeño energético de unidades condensadoras y evaporadoras.	12
2. Estado del arte.	15
2.1. Modelado de sistemas dinámicos	15
2.2. Algoritmos predictivos de la respuesta dinámica	16
2.3. Hipótesis	19
2.4. Objetivos	20
2.4.1. Objetivo general	20
2.4.2. Objetivos específicos	21
3. Marco Teórico	22
3.1. Ciclo termodinámico de refrigeración	23
3.2. Ciclo de refrigeración por compresión de vapor.	24
3.3. Componentes principales de un ciclo de refrigeración por compresión de vapor	26
3.3.1. Compresor	26
3.3.2. Condensador	27
3.3.3. Válvula de regulación	27
3.3.4. Evaporador	28
3.3.5. Refrigerantes	28
3.4. Unidades condensadoras	32

3.5. Unidades evaporadoras	33
3.6. Definición de un sistema	35
3.7. El calorímetro como sistema	36
3.8. Funcionalidad del calorímetro	36
3.9. Intercambiador de calor de contraflujo	37
3.10. Modelado	38
3.10.1. Modelado teórico y experimental	38
3.10.2. Modelos matemáticos	40
3.10.3. Modelos de diagrama de bloques	40
3.11. Tipos de señales en sistemas dinámicos	41
3.11.1. Señales de una entrada y una salida (SISO)	42
3.11.2. Sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO)	42
3.12. Modelado e identificación de sistemas dinámicos	43
3.13. Lenguaje de programación. Aplicación de Matlab	44
3.14. CoolProp: Biblioteca de propiedades termofísicas	45
3.15. Algoritmos para identificación de sistemas y predicción de resultados	46
3.15.1. Función de transferencia	47
3.15.2. Ecuación espacio-estado	48
3.15.3. Red neuronal	49
4. Metodología	50

4.1. Condiciones para la determinación del Factor de Eficiencia Energética Estandarizado (FEEE), utilizando un sistema calorímetro	51
4.2. Modelo de transferencia de calor en intercambiadores de calor de contra flujo	53
4.3. Características del método del calorímetro para la determinación de la FEEE en el laboratorio de pruebas	56
4.4. Transferencia de calor entre los fluidos dentro del intercambiador, para la estimación del FEEE	58
4.4.1. Cálculos de transferencia de calor	59
4.4.2. Cálculo de FEEE	60
4.5. Caracterización de la respuesta dinámica de un sistema	61
4.6. Información para la caracterización y modelado de la respuesta dinámica del calorímetro	64
4.7. Caracterización de la respuesta dinámica del sistema	72
4.8. Desarrollo del algoritmo	75
4.8.1. Error Cuadrático Medio Normalizado	75
4.8.2. Herramienta función de transferencia (tfest) y espacio-estado (ssest) para la identificación de sistemas	76
4.8.3. Uso de la herramienta Neural Net Fitting (NNF)	79
5. Implementación y resultados	82
5.1. Obtención de datos para el aprendizaje del algoritmo	82
5.1.1. Refrigerante R-404A	83

5.1.2. Mezcla agua-propilenglicol	89
5.2. Error Cuadrático Medio Normalizado calculado en el Esquema de Selección de Datos 1 (ESD1)	98
5.3. Modelos identificados y gráficas comparativas, usando el ESD 1 . . .	99
5.4. Error Cuadrático Medio Normalizado calculado en el Esquema de Selección de Datos 2 (ESD2)	110
5.5. Modelos identificados y gráficas comparativas, usando el ESD 2 . . .	111
6. Conclusiones	128
6.1. Trabajos futuros.	130
A. Ejercicio doble RC para la obtención de la función de transferencia característica.	132
B. Resultados de pruebas usando el ESD 1.	136
B.1. Ensayo A.	136
B.2. Ensayo B.	138
B.3. Ensayo C.	139
B.4. Ensayo D.	141
C. Resultados de pruebas usando el ESD 2.	143
C.1. Ensayo A1.	143
C.2. Ensayo A2.	145
C.3. Ensayo B1.	146

C.4. Ensayo B2.	148
C.5. Ensayo C1.	149
C.6. Ensayo C2.	151
C.7. Ensayo D1.	152
C.8. Ensayo D2.	154
Resumen autobiográfico	162

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1. Cadena del frío y sus etapas.	4
1.2. Elementos de las NOM-ENER [1].	11
3.1. Ciclo de termodinámico de refrigeración.	23
3.2. Refrigerador común [2], unidades de refrigeración [3] y bombas de calor [4].	24
3.3. Ciclo de Refrigeración por compresión de vapor.	25
3.4. Diagrama del intercambiador de calor.	38
3.5. Características de los modelados teórico y experimental.	39
4.1. Diagrama para pruebas por el método del calorímetro.	52
4.2. Diagrama de transferencia de calor en intercambiadores de contraflujo.	53
4.3. Diagrama instrumentado del circuito de pruebas.	58
4.4. Intercambiador líquido-líquido de contraflujo.	62
4.5. Diagrama de bloques del sistema.	63
4.6. Diagrama de bloques con instrumentos de medición.	65

4.7. Instrumento UC-TS-3 medidor de flujo volumétrico.	66
4.8. Panel de control del sistema calorímetro.	66
4.9. Medidores de presión.	67
4.10. Medidores de temperatura.	67
4.11. Medidor de flujo másico.	68
4.12. Instrumentos para medir temperatura ambiente y humedad relativa. . .	69
4.13. Pantalla principal.	69
4.14. Ventana de mediciones para mezcla agua-propilenglicol.	70
4.15. Ventana de mediciones para refrigerante R-404A.	71
4.16. Ventana de mediciones para cámara de ambiente controlado.	71
4.17. Ventana de mediciones eléctricas.	72
5.1. Comportamientos de los flujos másicos de R-404A.	85
5.2. Comportamiento entre las diferencias de entalpías de R-404A.	87
5.3. Comportamientos de los promedios de las temperaturas de R-404A. . .	89
5.4. Comportamientos de los flujos másicos de la mezcla agua-propilenglicol.	93
5.5. Comportamiento de los promedios de las entalpías en la mezcla agua- propilenglicol.	95
5.6. Comportamientos de los promedios de las temperaturas en R-404A. . .	97
5.7. Comparación entre la TR medida y la TR estimada en el ensayo A. . .	99
5.8. Ecuación espacio-estado identificada para la TAP en el ensayo A. . .	100

5.9. TAP medida y estimada en el ensayo A.	102
5.10. TR medida y estimada en el ensayo B.	103
5.11. Ecuación espacio-estado identificada para la TAP en el ensayo B. . .	104
5.12. TAP medida y estimada en el ensayo B.	105
5.13. TR medida y estimada en el ensayo C.	106
5.14. TAP medida y estimada en el ensayo C.	107
5.15. TR medida y estimada en el ensayo D.	108
5.16. TAP medida y estimada en el ensayo D.	109
5.17. Comportamiento de TR en el ensayo A1.	111
5.18. Ecuación espacio-estado identificada para la TAP en el ensayo A1. . .	112
5.19. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo A1.	113
5.20. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo A2.	113
5.21. Ecuación espacio y estado identificada para la TAP en el ensayo A2. .	114
5.22. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo A2.	115
5.23. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo B1.	116
5.24. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo B2.	117
5.25. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo B2.	117
5.26. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo B2.	118
5.27. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo C1.	119
5.28. Temperatura medida y estimada para TAP en el ensayo C1.	120

5.29. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo C2.	121
5.30. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo C2.	122
5.31. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo D1.	123
5.32. Función de transferencia identificada para la TAP en el ensayo D1.	124
5.33. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo D1.	125
5.34. Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo D2.	126
5.35. Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo D2.	127
A.1. Ejemplo Circuito doble RC.	132
B.1. Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en el ensayo A.	136
B.2. Valores medidos y estimados usando herramienta ssest en ensayo A.	137
B.3. Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo A.	137
B.4. Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en el ensayo B.	138
B.5. Valores medidos y estimados usando herramienta ssest en el ensayo B.	138
B.6. Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo B.	139
B.7. Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en el ensayo C.	139
B.8. Valores medidos y estimados usando herramienta ssest en el ensayo C.	140
B.9. Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo C.	140
B.10. Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en ensayo D.	141
B.11. Valores medidos y estimados usando herramienta ssest en ensayo D.	141
B.12. Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo D.	142

C.1. Herramienta tfest usada en el ensayo A1.	143
C.2. Herramienta ssest usada en el ensayo A1.	144
C.3. Herramienta NNF usada en el ensayo A1.	144
C.4. Herramienta tfest usada en el ensayo A2.	145
C.5. Herramienta ssest usada en el ensayo A2.	145
C.6. Herramienta NNF usada en el ensayo A2.	146
C.7. Herramienta tfest usada en el ensayo B1.	146
C.8. Herramienta ssest usada en el ensayo B1.	147
C.9. Herramienta NNF usada en el ensayo B1.	147
C.10. Herramienta tfest usada en el ensayo B2.	148
C.11. Herramienta ssest usada en el ensayo B2.	148
C.12. Herramienta NNF usada en el ensayo B2.	149
C.13. Herramienta tfest usada en el ensayo C1.	149
C.14. Herramienta ssest usada en el ensayo C1.	150
C.15. Herramienta NNF usada en el ensayo C1.	150
C.16. Herramienta tfest usada en el ensayo C2.	151
C.17. Herramienta ssest usada en el ensayo C2.	151
C.18. Herramienta NNF usada en el ensayo C2.	152
C.19. Herramienta tfest usada en el ensayo D1.	152
C.20. Herramienta ssest usada en el ensayo D1.	153

C.21.Herramienta NNF usada en el ensayo D1.	153
C.22.Herramienta tfest usada en el ensayo D2.	154
C.23.Herramienta ssest usada en el ensayo D2.	154
C.24.Herramienta NNF usada en el ensayo D2.	155

ÍNDICE DE TABLAS

1.1. Informe de mercado mundial para equipos de refrigeración comercial [5]	6
1.2. Organismos reguladores [6]	9
3.1. Propiedades del refrigerante R-404A. Tomado de ASHRAE [7].	30
3.2. Propiedades del Agua y Propilenglicol. Tomado de [8].	31
4.1. Condiciones para obtener la FEEE. Tomado de [9].	57
4.2. Instrumentos de medición para pruebas de unidades condensadoras.	57
4.3. Equipos de medición para consumo eléctrico	59
4.4. Nombre de los ensayos realizados	74
4.5. Uso de los datos obtenidos en los ensayos.	74
5.1. NMSE calculado, usando el ESD1	98
5.2. NMSE calculado, usando el ESD2	110

NOMENCLATURA

T_1, T_2 : Temperatura de los fluidos.

\dot{m} : Flujo másico de los fluidos.

\dot{m}_{AP} : Flujo másico del fluido agua-propilenglicol en $\frac{kg}{s}$.

$\dot{m}_{cal.}$: El flujo másico del fluido caliente en $\frac{kg}{s}$.

$\dot{m}_{comp.}$: Flujo másico a través del compresor en $\frac{kg}{s}$.

$\dot{m}_{cond.}$ Flujo másico a través del condensador en $\frac{kg}{s}$.

$\dot{m}_{evap.}$: Flujo másico a través del evaporador en $\frac{kg}{s}$.

$\dot{m}_{fro.}$: El flujo másico del fluido frío $\frac{kg}{s}$.

\dot{m}_R : Flujo másico del refrigerante R-404A en $\frac{kg}{s}$.

\dot{Q}_R : Calor transferido del refrigerante R-404A a la mezcla agua-propilenglicol en kW.

\dot{Q}_{AP} Calor transferido de la mezcla agua-propilenglicol al R-404A, en kW.

\dot{Q}_{cond} : Calor que desecha el condensador en kJ.

\dot{Q}_{evap} : Potencia de evaporación en kW.

$\dot{W}_{comp.}$: Potencia de compresión en kW.

ρ_1, ρ_2 : Densidad de los fluidos en $\frac{kg}{m^3}$.

ρ_f : Densidad de la mezcla.

Δh_R : Diferencia de entalpías en $\frac{kJ}{kg}$.

A : Área total de transferencia de calor en m^2 .

C_{P1}, C_{P2} : Calor específico de los fluidos en $\frac{J}{kg^\circ C}$.

C_{pf} : Calor específico de la mezcla.

C_{pAP} : Calor específico de la mezcla agua-propilenglicol en $\frac{kJ}{kgC}$.

dh_R : Derivada de la entalpía de R-404A.

$DhAP$: Promedio de entalpías de la mezcla agua-propilenglicol.

DhR : Diferencia de entalpías del refrigerante R-404A.

$DT - AP - EST$: Diferencia de temperatura de la mezcla agua-propilenglicol estimada.

$DT - AP - MED$: Diferencia de temperatura de la mezcla agua-propilenglicol medida.

$DT - R - EST$: Diferencia de temperatura del refrigerante R-404A estimada.

$DT - R - MED$: Diferencia de temperatura del refrigerante R-404A medida.

DT : Relación de variables de entradas-salidas.

dt : Derivada del tiempo.

dT_{AP} : Derivada de la temperatura de la mezcla agua-propilenglicol.

E : Error absoluto entre la temperatura medida y la temperatura estimada.

F_1, F_2 : Caudal volumétrico de los fluidos en $\frac{m^3}{h}$.

FT : Función de transferencia.

H : Altura sobre el nivel del mar.

h_1 : Entalpía que entra a la válvula de expansión.

h_2 : Entalpía a la salida del evaporador del calorímetro.

h_{APprom} : Promedio de las entalpías del fluido agua-propilenglicol $\frac{kJ}{kg}$.

h_{Ecal} : Entalpía de entrada del fluido caliente en $\frac{kJ}{kg}$.

h_{Efro} : Entalpía de entrada del fluido frío en $\frac{kJ}{kg}$.

$h_{ent.}$: Entalpía en la entrada en $\frac{kJ}{kg}$.

h_{ER} : Entalpía de entrada del R-404A en $\frac{kJ}{kg}$.

$h_{sal.}$: Entalpía en la salida en $\frac{kJ}{kg}$.

h_{Scal} : Entalpía de salida del fluido caliente en $\frac{kJ}{kg}$.

h_{Sfro} : Entalpía de salida del fluido frío en $\frac{kJ}{kg}$.

h_{SR} : Entalpía de salida del R-404A en $\frac{kJ}{kg}$.

L : Largo del intercambiador.

NM : Número de muestras obtenidas cada 30 segundos.

$pred$: Función para estimar el modelo y la temperatura.

q : Tasa de transferencia de calor entre los fluidos en kJ.

q_t : Capacidad frigorífica de la Unidad Condensadora bajo pruebas kW.

Q_{per} : Perdidas de calor dentro del sistema calorímetro.

T_{1Avg}, T_{2Avg} : Temperatura promedio de los fluidos en °C.

T_{APprom} : Temperatura promedio del fluido agua-propilenglicol en °C.

T_{EAP} : Temperatura de entrada de la mezcla agua-propilenglicol en °C.

T_{ent} : Temperatura de entrada de la mezcla.

T_{in}, T_{out} : Temperatura de entrada y salida en °C.

T_{Rprom} : Temperatura promedio del fluido R-404A en °C.

T_{sal} : Temperatura de salida de la mezcla.

T_{SAP} : Temperatura de salida de la mezcla agua-propilenglicol en °C.

TAP : Temperatura de la mezcla agua-propilenglicol.

$TAPEST$: Temperatura de la mezcla agua-propilenglicol estimada.

$test$: Grupo de entradas al sistema.

tm : Tiempo en minutos.

TR : Temperatura del refrigerante R-404A.

$TREST$: Temperatura del refrigerante R-404A estimada.

ts : Tiempo en segundos.

U : Coeficiente total de transferencia de calor $\frac{J}{s \cdot m^2 \cdot ^\circ C}$.

UC : Unidad Condensadora.

V_1, V_2 : Volumen de la cámara del intercambiador de calor en m^3 .

V_f : Flujo volumétrico de la mezcla.

W_m : Potencia eléctrica consumida por la Unidad Condensadora bajo pruebas.

W_{aux} : Potencia eléctrica consumida por cualquier accesorio extra.

W_{ent} : Potencia de calor de entrada al sistema calorímetro.

RESUMEN

La funcionalidad y el buen desempeño de sistemas dinámicos depende en gran medida de su respuesta a la fluctuación de las condiciones de operación y a las variaciones que sufre el entorno. Tales respuestas son resultado de la interacción de subsistemas, mismos que al interactuar definen la respuesta global del sistema que integran. Los equipos industriales y dispositivos que se emplean de forma regular en procesos productivos con frecuencia se ven expuestos a cambios en las demandas que los usuarios tienen de estos equipos, así como cambios en el ambiente exterior. Resulta necesario que durante el diseño o adaptación de los sistemas se tenga cierta seguridad en relación a la respuesta que se presentara por parte de estos sistemas, procurando que se mantengan en condiciones de control apropiadas al proceso del que forman parte. Asimismo, resulta conveniente conocer el tipo de respuesta que tendrán si por alguna razón durante la operación surge la necesidad de hacer ajustes. Bajo tales circunstancias lo deseable es que el sistema se adapte y transite hacia la obtención de las condiciones que el usuario percibe, en el menor tiempo posible y con el menor uso de recursos que pueda tener. La ejecución de pruebas para caracterizar la respuesta dinámica de los sistemas suele ser muy costosa y elaborada. Por esta razón se han desarrollado herramientas teorías que emplean técnicas computacionales para la simulación de la operación y la observación de la respuesta de los sistemas dinámicos.

La identificación de los modelos dinámicos que describen el comportamiento de los sistemas se emplean en la industria, el desarrollo de fenómenos físicos, aplicaciones de ingeniería, incluso el comportamiento de las redes sociales. En años anteriores,

métodos comunes dependían completamente de los conocimientos de expertos y demandaban grandes costos en herramientas computacionales. En la actualidad, el uso de herramientas numéricas, como algoritmos predictivos, aprendizaje automático y redes neuronales, han facilitado el proceso de la identificación de sistemas dinámicos. Las herramientas computacionales están basadas en el cumplimiento de leyes físicas, de la disponibilidad de datos obtenidos experimentalmente, o de patrones de comportamiento de los sistemas. La identificación de sistemas dinámicos permite acercarse lo más posible al comportamiento real de un sistema. Es posible entonces identificar las discrepancias que existen entre el comportamiento ideal, obtenido con herramientas teóricas y numéricas, y el comportamiento real del sistema, además de que nos permite identificar factores involucrados de los que no se tenía conocimiento. Conocer el modelo de un sistema dinámico permite identificar oportunidades de mejoras, predecir comportamiento y controlar los fenómenos presentes.

Este trabajo de investigación tiene como objetivo modelar y caracterizar las respuestas dinámicas que describen el comportamiento de un sistema calorímetro. El sistema es utilizado para evaluar el Factor de Eficiencia Energética Estandarizado (FEEE) de unidades condensadoras. Se utilizan valores de flujo másico y promedios de las temperaturas obtenidas experimentalmente, también se realizan cálculos de entalpías. Las bases de datos se integran a una herramienta computacional de Matlab para la identificación de los sistemas dinámicos. Los modelos obtenidos permiten entender la relación que tienen otros equipos como, las unidades condensadoras, válvulas reguladoras, fluidos refrigerantes y condiciones climáticas de operación en el comportamiento del sistema. Se utilizan dos métodos de identificación: en el primero se utiliza una prueba como entrenamiento y otra como validación, y en la segunda se utiliza el 75 % de los datos de una prueba como entrenamiento y el 25 % de los datos restantes como validación. Los modelos obtenidos se evalúan calculando el error cuadrático medio normalizado (NMSE), para saber qué modelo permite estimar mejores resultados comparándolos con valores medidos experimentalmente. Los resultados se muestran en tablas comparativas y en gráficas de comportamientos.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Los llamados sistemas de refrigeración son arreglos mecánicos que basan su funcionalidad en cambiar las propiedades termodinámicas de fluidos de trabajo para la remoción de calor desde un espacio de baja temperatura, rechazando el calor hacia un depósito de mayor temperatura. Los equipos de refrigeración o máquinas frigoríficas son equipos diseñados con la finalidad de mantener una temperatura específica dentro de una cierta área, utilizados principalmente en la conservación de alimentos y confort de áreas habitables. La necesidad de conservar productos y alimentos representa un problema urgente, debido a que frecuentemente hay carencia en las instalaciones de almacenamiento, transporte y distribución de los alimentos después de la cosecha. El uso de equipos o sistemas de refrigeración capaces de cumplir con las necesidades que permitan la conservación de alimentos demanda grandes consumos de energía eléctrica. La investigación, y en su caso la adaptación de nuevas técnicas de refrigeración, así como la aplicación en cambios en los procesos de refrigeración permite avanzar a la satisfacción de las necesidades de la sociedad, y contribuir al ahorro energético.

1.1 CONSERVACIÓN DE ALIMENTOS

La conservación o preservación de los alimentos, consiste en realizar un conjunto de acciones que permitan prevenir o evitar el deterioro, debido a la formación de microorganismos como, bacterias, levaduras y mohos, cuando los alimentos están en almacenamiento. Evitar los cambios químicos y bioquímicos que provocan deterioro en los alimentos, hace que éstos conserven su valor nutritivo y puedan ser consumidos sin riesgos para la salud. La temperatura es un factor que afecta la calidad de los alimentos y controlarla ha sido una de las tareas más difíciles que realiza la industria alimentaria. Sin embargo, el control de la temperatura requiere una gran cantidad de energía, lo que va en contra de la necesidad de ahorrar energético y la protección medioambiental [10].

Las técnicas de conservación de alimentos han estado presentes a lo largo de la vida humana, desde las más antiguas como la fermentación, el curado con sal y secado solar, hasta algunas más modernas como la irradiación y la congelación. El enfriamiento es un proceso donde los alimentos se almacenan en un punto entre 1 y 2 °C, manteniendo la temperatura uniforme. La congelación es cuando la temperatura ambiente se mantiene por debajo de 0 °C, para formar una capa de hielo de unos pocos milímetros, logrando que la temperatura se conserve dentro del producto y permitir el almacenamiento o la posterior distribución de tales productos [11].

Para conservar los sabores, los valores nutritivos y postergar la oxidación por tiempo superior a un año, los seres humanos recurren a utilizar conservadores químicos, que hacen que el alimento ahúmente su capacidad de retención de agua y mantenga su estabilización química. Los bioconservadores o también conocidos como conservadores naturales, son sustancias derivadas de fuentes naturales, como plantas, microbios o productos metabólicos que sirven para prolongar el tiempo de descomposición. Las empresas aprovechan el uso de ingredientes naturales para crear recubrimientos comestibles como barrera protectora de los alimentos, y mantener los

sabores intactos. Estos beneficios aplicados a la cadena de suministro de alimentos beneficia al minimizar el desperdicio y aumentar la rentabilidad [12].

1.2 CADENA DEL FRÍO EN LA CONSERVACIÓN DE ALIMENTOS

El control de la temperatura de almacenamiento, es una de las herramientas principales para la conservación de alimentos. Disminuir la temperatura retarda la maduración, disminuye la deshidratación, y la actividad de enzimas y microorganismos, conservando la calidad y el valor nutricional del alimento. La cadena del frío (FIGURA 1.1), nos hace referencia al conjunto de fases o etapas que se utilizan para mantener productos perecederos a bajas temperaturas. El objetivo es garantizar la seguridad alimentaria, desde que comienza con la fase de producción, pasando por el almacenamiento hasta terminar en el consumo del alimento.

Se estima que el 14% del total de los alimentos producidos para el consumo humano se pierde, según datos de *“Food and Agriculture Organization (FAO 2019)”*, y aproximadamente el 17% se desperdicia, de acuerdo con datos del *“Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA 2021)”*, lo que le cuesta a la economía mundial aproximadamente 936 mil millones de dólares al año, según datos de FAO 2019. La falta de refrigeración eficaz es uno de los principales factores que contribuyen a la pérdida de 526 millones de toneladas de alimentos producidos, o el 12% del total mundial. En 2022, el PNUMA y la FAO prepararon y publicaron *“Sustainable food cold chains: opportunities, challenges and the way forward”*, donde menciona que para alimentar a la población mundial estimada de 9,700 millones de personas en 2050, la producción de alimentos tendrá que aumentar, lo que significa que será necesario satisfacer las necesidades de las cadenas del frío para conservar los alimentos. Como las cadenas del frío requieren energía para funcionar, si no se presentan grandes desarrollos, se intensificará la crisis climática [13]. Las cadenas

del frío poco desarrolladas no solo afectan la capacidad de mantener la calidad, sino también contribuyen a las pérdidas y desperdicio de alimentos.



FIGURA 1.1: Cadena del frío y sus etapas.

La pérdida de alimentos tiene repercusiones importantes para el clima y el medio ambiente, debido a las emisiones de gases de efecto invernadero. Estas emisiones provienen de diversas fuentes, entre ellas las que están relacionadas a los insumos empleados para la producción. Estos insumos finalmente son desperdiciados con la energía utilizada para la distribución de alimentos, almacenamiento, el desperdicio de electricidad y calor durante el procesamiento y la fabricación, la deforestación, y emisiones por pérdida de alimentos. Las emisiones pudieron haberse evitado con el uso adecuado de la refrigeración. Las emisiones por pérdidas de alimentos ascendieron a un total de 1 giga tonelada de CO₂ equivalente según datos del “*International Institute of Refrigeration (IIR 2021)*”. Datos de la “*Global Cold Chain Alliance (GCCA)*”, estiman que la capacidad de almacenamiento refrigerado del mundo creció un 16.7 por ciento entre 2018 y 2020, siendo Estados Unidos y China los países con más crecimiento. Por su parte la capacidad promedio de almacenamiento en frío en América del Norte, Europa Occidental y Oceanía es de alrededor de 200 metros cúbicos por cada 1000 habitantes, en los países menos desarrollados es de solo 20

metros cúbicos por cada 1000 habitantes o incluso menor [13]. Un informe de la Universidad de Birmingham, “*A cool world defining the energy conundrum of cooling for all*”, estima que para el año 2050 podría haber más de 9,500 millones de aparatos de refrigeración en todo el mundo, 2.5 veces más de los que había en 2018 [14]. Para la cadena del frío, significa cerca de 4,500 millones de nuevos equipos de refrigeración industrial y comercial [13].

1.3 EQUIPOS DE REFRIGERACIÓN COMERCIAL

Los Equipos de Refrigeración Comercial (CRE), se refieren generalmente a equipos de refrigeración no domésticos utilizados en los sectores minoristas y de servicios de alimentos, para el almacenamiento o exhibición de productos alimenticios [15]. La industria alimentaria necesita mantener una cadena del frío ininterrumpida para la correcta conservación de los alimentos desde la producción hasta que lleguen a su consumo final. Los aparatos de refrigeración comercial más comunes pueden ser: Cámaras frigoríficas, contenedores frigoríficos, máquinas de hielo, enfriadores, congeladores y refrigeradores.

La empresa de consultoría e investigación de mercado GRAND VIEW RESEARCH en un informe titulado “*Commercial Refrigeration Equipment Market Size, Share & Trends Analysis Report By Product, By System Type, By Capacity, By Application, By Refrigerant, By Distribution Channel, By Region, And Segment Forecasts*”, 2024 - 2030, menciona que el tamaño del mercado mundial de equipos de refrigeración comercial se valoró en 40,820 millones de dólares en 2023, y se espera un crecimiento anual de 5.2 % de 2023 a 2030 [5]. El área de refrigeradores y congeladores representó los mayores ingresos, con más del 22 % de ventas en 2022. América del Norte obtuvo ingresos de más del 32 % del mercado mundial de equipos de refrigeración comercial en 2022. El mercado de equipos de refrigeración comercial está impulsado por un alto grado de innovación, debido a la mayor demanda de equipos de alta eficiencia y menores costos operativos, junto con refrigeradores comerciales

que cumplen con las regulaciones. El sector comercial demanda soluciones frigoríficas que reduzcan su consumo energético y reduzca su huella de carbono.

Según datos de la Secretaría de Economía del Gobierno de México, a través de su página oficial DATA MÉXICO [16], informa que durante el año 2022 hubo enormes demandas globales de productos refrigeradores, congeladores y otros equipos de refrigeración comercial. Estados Unidos con \$541 Millones de dólares, es el principal vendedor internacional, seguido por China con \$430 Millones de dólares, y Corea del Sur con \$141 Millones de dólares en ventas hacia el extranjero. Las cifras indican la importancia de la fabricación de equipos de refrigeración comercial, pues la demanda día con día se va incrementando, no solo a nivel nacional sino internacional, como se muestra en la tabla 1.1.

TABLA 1.1: Informe de mercado mundial para equipos de refrigeración comercial [5]

INFORME	DETALLES
Tamaño del mercado mundial en 2023	40,820 billones de dólares.
Pronóstico de ingresos mundial en 2030	58.31 billones de dólares.
Tasa de crecimiento.	5.2 % de 2023 a 2030

1.4 DESEMPEÑO ENERGÉTICO EN LA REFRIGERACIÓN COMERCIAL.

La industria de la refrigeración, ventilación y aire acondicionado está comprometida a ofrecer a la sociedad consumidora equipos que cumplan con un consumo de energía moderado, un mayor rendimiento y una amplia durabilidad, con el fin de reducir el impacto ambiental. La importancia de la evaluación de los componentes que existen dentro del circuito de refrigeración adquiere gran importancia, ya que garantiza tener equipos eficientes. Para lograr la eficiencia, el área de ingeniería

trabaja en modernización de refrigerantes, sustitución de sistemas actuales por sistemas híbridos, realización de actividades orientadas a la optimización de compresores, condensadores e intercambiadores de calor [17]. La refrigeración comercial eficiente hace referencia al Coeficiente de Desempeño (COP) que relaciona la capacidad de refrigeración del sistema sobre la potencia consumida por el trabajo realizado. Es un valor adimensional que cuanto mayor resulte, menor será el consumo de energía por el equipo. Para comprobar la eficiencia, se aplica la normativa y acuerdos internacionales vigentes, con la finalidad de identificar anomalías y mejoras. Como la mayoría de los equipos de refrigeración comercial son importados de países de Asia, de Europa, Estados Unidos y de África, se aplican estándares y normativas internacionales. La Norma Internacional ISO 50001 es aplicable a todo tipo de organizaciones con la finalidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y mejorar la eficiencia en sus procesos de producción. Existe la norma ISO 23953-2 aplicable a vitrinas refrigeradas, donde especifica las condiciones de fabricación, además de ensayos y métodos aplicables para comprobar que cumplen con los requisitos de eficiencia. Existen otras asociaciones internacionales encargadas de la fabricación de unidades de refrigeración comercial, y también desarrollan sus propios estándares de calidad, como es “*the Air-Conditioning, Heating, and Refrigeration Institute (AHRI)*”. Las normas AHRI son normas reconocidas internacionalmente que benefician a la industria de la calefacción, ventilación, aire acondicionado y refrigeración comercial (HVACR), asegurando que los productos que salen al mercado garantizan un rendimiento eficiente. El estándar AHRI que evalúan la eficiencia de unidades evaporadoras llamada ANSI/AHRI estándar 420, “*Calificación del rendimiento de unidades enfriadoras de circulación forzada para la refrigeración*” [18], especifica que cualquier unidad evaporadora y condensadora, deberá tener un efecto de enfriamiento total bruto no menor al 95 % de su clasificación estándar publicada, y no exceder el 105 % de su potencia nominal.

En México existen normas como la norma oficial mexicana NOM-012-ENER-2019, que establece los métodos de prueba para la medición de la eficiencia energética

de unidades condensadoras y evaporadoras. La norma oficial NOM-015-ENER-2018, establece los límites permitidos de consumo de energía eléctrica de refrigeradores y congeladores domésticos. La norma oficial NOM-022-ENER/SCFI-2014, clasifica los equipos de refrigeración de acuerdo al consumo de energía eléctrica que consumen. Las asociaciones, como AHRI y entidades de evaluación de eficiencia como NOM, están acreditadas por ANSI, que es el Instituto Nacional Estadounidense de Estándares, una organización privada dedicada a apoyar el sistema de evaluación de la conformidad y estándares voluntarios de los Estados Unidos. Además, existen otros organismos como ISO una Organización Internacional de Normalización no gubernamental independiente y IEC la Comisión Electrotécnica Internacional, empresas dedicadas a la preparación y publicación de normas internacionales, quienes se encargan de cuidar la calidad de los productos tanto eléctricos como de refrigeración que salen al mercado. Cuando se encuentra en algún equipo de refrigeración una referencia hacia alguna norma o estándar de las dependencias que se han mencionado, se tiene la garantía que ha sido probado de acuerdo con normas o estándares internacionales, y garantiza que cumplirá con la eficiencia que declara en su etiqueta.

1.5 MOTIVACIÓN

1.5.1 USO APROPIADO DE LOS RECURSOS ENERGÉTICOS.

En la actualidad el ahorro y generación de energía eléctrica ha sido un tema de suma importancia tanto para la población como para las dependencias gubernamentales. Los organismos reguladores también son conocidos como entidades reguladoras y pueden ser gubernamentales o no gubernamentales. Las entidades se encargan de supervisar y regular los sectores energéticos mediante leyes, normas y regulaciones con la finalidad de garantizar que las actividades que se realicen dentro de los sectores sea de forma segura y eficiente. La Agencia Internacional de Energía (IEA) en

su artículo titulado “Rethinking Regulators” [6], clasifica los organismos reguladores acorde a la IEA en la tabla 1.2 .

TABLA 1.2: Organismos reguladores [6]

Organismo	Descripción
Reguladores independientes	Tienen reponsabilidades compartidas o separadas con Ministerios gubernamentales del sector energético. Tienen poder ejecutivo para condiciones de peajes, tarifas, sanciones y regulaciones.
Reguladores independientes consultivos.	Son organismos autónomos e independientes del gobierno. No cumplen con funciones ejecutivas, excepto algunas cuestiones reguladoras.
Reguladores ministeriales	Son organismos ligados directamente a una dependencia gubernamental con autonomia en sus actividades diarias y con funciones ejecutivas.
Autoridades de competencia	Cumplen funciones de vigilancia del mercado para regulaciones energéticas. Estos organismos comparten algunas funciones con dependencias gubernamentales.

La importancia de los organismos reguladores se ve reflejada en el ámbito de la salud, economía y sobretodo medioambiente. Las acciones que realizan estas dependencias aplican directamente en mejoras o deterioros. Conforme pasa el tiempo la regulación en el consumo de recursos energéticos se ha vuelto una necesidad, ya que en estos últimos años existen datos devastadores de un mal uso de estos recursos. La Organización de las Naciones Unidas (ONU) [19], dice que cerca del 99% de las personas del planeta respiran un aire que no cumple ni con los mínimos límites de calidad, lo que lleva a poner en peligro la salud. Los combustibles fósiles son los mayores causantes del cambio climático global, siendo responsables de más

del 75 % del total de emisiones de gases globales de efecto invernadero, y cerca del 90 % de todas las emisiones en dióxido de carbono. En 2018, la contaminación generada por los hidrocarburos utilizados originó un gasto en salud que ascendió a 2.9 trillones de USD. La importancia del uso correcto de los recursos energéticos no solo abarca en cuestiones de salud, sino también abarca cuestiones económicas tanto de consumo como de generación. Generar energía eléctrica implica una enorme inversión económica, y también consumirla provoca gastar grandes cantidades de dinero. Una reducción en el consumo excesivo estima descarbonizar el 90 % del sector energético para el año 2050 lo que traería consigo un recorte masivo de las emisiones de dióxido carbono, y la mitigación de los efectos del cambio climático. Según datos mencionados en la página oficial de la Secretaria de Energía (SENER), la población mexicana creció 0.89 % entre 2021 y 2022, al pasar de 128.97 a 130.12 millones de habitantes, y contrario a este aumento, el consumo de energía per cápita fue de 80.52 Giga Joules, 0.14 % menores que el año 2021 [20]. Estos datos muestran la importancia de las acciones que se han aplicado a la regulación en el consumo de energía en México. La ciencia indica que para evitar los impactos más negativos del cambio climático, es necesario reducir las emisiones a casi la mitad en 2030 y alcanzar el cero neto en el año 2050.

Desarrollar equipos o sistemas de refrigeración que sean eficientes en trabajo y consumo de energía se logra aplicando algunas técnicas conocidas como: evitar que existan puntas de consumo durante su operación o utilizando equipos que ayudan a reducir esta acción. Se deben realizar estudios periódicos de las condiciones bajo las que operan los equipo o donde se instalan los sistemas de refrigeración. Para asegurarse que los equipos funcionen correctamente o que el sistema instalado cumpla con las tareas deseadas, las industrias de la refrigeración desarrollan mejoras en los refrigerantes, introducen mejoras en los sistemas de operación y se mantienen al día en las regulaciones de consumo energético que se publican por las autoridades reguladoras.

1.5.2 NORMATIVIDAD EN MÉXICO RELACIONADA CON EL DESEMPEÑO ENERGÉTICO DE SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN

En México la Secretaría de Energía es la encargada de conducir la política energética del país. La Secretaría se apoya de la Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía (CONUEE), que promueve el uso eficiente de la energía a través de medidas y mejores prácticas que incluyan el aprovechamiento sustentable de la energía. Proponen la elaboración de normas oficiales y revisión de otras que buscan lograr la eficiencia energética. Las Normas Oficiales Mexicanas de Eficiencia Energética (NOM-ENER), son especificaciones técnicas que integran tecnología para asegurar un uso más eficiente de la energía en los aparatos, equipos y sistemas que se fabrican y comercializan dentro del país. Los cuatro elementos básicos que deben contener las NOM-ENER para su correcta aplicación y que los equipos mantengan un buen desempeño energético se muestran a continuación [1].



FIGURA 1.2: Elementos de las NOM-ENER [1].

La norma oficial mexicana NOM-012-ENER-2019, eficiencia energética de unidades condensadoras y evaporadoras para refrigeración. Límites, métodos de pruebas y etiquetado [21], plantea una metodología para evaluar las unidades evaporadoras y condensadoras, obteniendo el Factor de Eficiencia Energética Estandarizado (FEEE). La FEEE es el resultado de la potencia frigorífica bruta entre la potencia instantánea medida durante la prueba. Se consideran los factores de corrección correspondientes

para cada tipo de unidad condensadora o evaporadora. Además, muestra la eficiencia energética que deben cumplir las unidades condensadoras y evaporadoras [21].

La norma oficial NOM-015-ENER-2018, Eficiencia energética de refrigeradores y congeladores electrodomésticos. Límites, métodos de prueba y etiquetado, establece los límites de consumo de energía máximo por año para refrigeradores y congeladores de uso doméstico [22]. La eficiencia máxima se describe como un factor de acuerdo al tipo de equipo que se evalúa, por su volumen total en litros, a este producto se le resta un valor de corrección de acuerdo al tipo de equipo que se evalúa. Los valores característicos y clasificación se muestran dentro de la norma.

La norma oficial NOM-022-ENER/SCFI-2014, Eficiencia energética y requisitos de seguridad al usuario para aparatos de refrigeración comercial autocontenidos. Límites, métodos de prueba y etiquetado, establece que el consumo eléctrico de los aparatos que se clasifican dentro de la norma, no debe exceder el límite de consumo establecido por esta normativa. El valor se obtiene del producto que surge del factor de acuerdo al tipo de equipo que se evalúa, por el volumen total que refrigera en litros; a este producto se le resta un valor de corrección de acuerdo al tipo de equipo que se evalúa. Los valores característicos y clasificación se muestran dentro de la norma [23].

1.5.3 EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO ENERGÉTICO DE UNIDADES CONDENSADORAS Y EVAPORADORAS.

Dentro del mercado de la industria de la refrigeración existen equipos altamente eficientes según estándares de medición, pero la población claramente tiende a comprar equipos que son de 2 a 3 veces menos eficientes. La compra de equipos menos eficientes, la mayoría de veces está ligado a diferencia que existe en el precio de uno con respecto al otro. Gran parte de la sociedad piensa que el comprar equipos más económicos les permite ahorrar dinero, pero esta idea muchas veces es errónea.

Los equipos más económicos, en algunas ocasiones terminan siendo menos eficientes y consumen grandes cantidades de energía eléctrica. Esta acción provoca que el ahorro que se pensó que habría, conducirá a un gasto mayor para cubrir los pagos del consumo eléctrico. Las dependencias gubernamentales, con apoyo de fabricantes de equipos y sistemas eléctricos y de refrigeración, atienden la problemática que se tiene con el consumo de equipos con baja eficiencia. Han creado normativas que van dirigidas a los fabricantes de equipos tanto eléctricos como de refrigeración, con la finalidad de mejorar los procesos de fabricación y garantizar a la sociedad que los equipos que salen al mercado cuentan con un consumo eficiente. Estas acciones se verán reflejadas en ahorros económicos y sobretodo en la reducción de la contaminación del medio ambiente. Para la correcta evaluación de los productos que salen al mercado es importante contar con sistemas de evaluación que puedan garantizar que los equipos bajo prueba cumplan con un rango de eficiencia de operación. Para la evaluación de unidades condensadoras y evaporadoras, la norma oficial mexicana NOM-012-ENER-2019 [21] describe una metodología utilizando un sistema calorímetro. Este sistema incluye equipos de medición para obtener: presión, temperatura, flujo másico y caudal volumétrico, que permiten llevar a cabo un balance de energía entre un fluido primario y un fluido secundario. También permite realizar un balance térmico de los lados del fluido caliente (R404A) y del fluido frío (agua-propilenglicol). Para cumplir con lo que establece la norma oficial se debe calcular el Factor de Eficiencia Energético Estandarizado (FEEE), y compararlo con el límite establecido por la normativa así comprobar que estas unidades cumplen con los requisitos para operar de manera eficiente.

En los Laboratorios de Investigación e Innovación en Tecnología Energética (LIITE), de la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica (FIME) de la UANL, existen las herramientas necesarias para llevar a cabo las evaluaciones de las unidades condensadoras y evaporadoras. Se cuenta con una cámara de ambiente controlado donde se pueden alcanzar las condiciones adecuadas para la correcta operación de una unidad condensadora, como si operara en condiciones ambientales reales. Para

la evaluación se cuenta con un sistema calorímetro instrumentado con los equipos de medición necesarios para el monitoreo continuo del comportamiento de la unidad que está bajo prueba. El calorímetro con el que se cuenta en el laboratorio está provisto de su propio sistema de control que es semiautomático. Es decir requiere de la intervención de un operador para la selección de los circuitos de refrigeración que operaran dentro de las pruebas y la selección de las ganancias que se aplicaran a los actuadores que controlan el calorímetro así mismo cuenta con sistemas de control automático para regular la operación hasta alcanzar las condiciones de estado estable. A través de este trabajo de investigación se pretende investigar como es la respuesta del calorímetro ante las variaciones de las cargas térmicas y las variaciones con el objetivo de facilitar la operación del calorímetro y procurar que el estado estable se alcance en el menor tiempo posible. Para lograrlo se requiere de involucrar algoritmos que permitan la identificación de sistemas, basados en el historial de pruebas. Se obtiene la respuesta del sistema en frecuencia o tiempo, acorde a los parámetros de fábrica que definen a la unidad condensadora. Se identifican las leyes físicas que describen el fenómeno, se visualizan posibles mejoras y se podrán corregir anomalías si las hubiera. Se asegura que el sistema trabaje de manera satisfactoria utilizando la configuración correcta, con eso reducir los tiempos de trabajo y, lo más importante, que el sistema proporcione valores correctos que permitan realizar una evaluación correcta.

CAPÍTULO 2

ESTADO DEL ARTE.

2.1 MODELADO DE SISTEMAS DINÁMICOS

La identificación de sistemas es la determinación experimental del comportamiento con respecto al tiempo de un proceso o sistema. Se utilizan señales medidas y se identifica el comportamiento del sistema dentro de una clase de modelos matemáticos. El error entre el proceso o sistema real y su modelo matemático deberá ser lo más pequeño posible [24]. El modelo dinámico de un sistema generalmente se obtiene modelando cada uno de sus componentes individuales y luego integrándolos. La identificación de sistemas a través de algoritmos y la estimación de resultados, se ha vuelto una técnica popular en años recientes. Con ayuda de herramientas computacionales puede resultar relativamente sencillo identificar el modelo que describe el comportamiento del un sistema. En algunas ocasiones se recurre a utilizar arreglos de redes neuronales en la estimación de resultados, lo complicado es que muchas veces no se puede definir un modelo que describa un sistema. En la actualidad existen una enorme cantidad de trabajos de investigación a cerca de la identificación de sistemas, ya sea de una entrada y una salida (SISO), como de múltiples entradas y salidas (MIMO), algunas de ellas se presentan a continuación.

2.2 ALGORITMOS PREDICTIVOS DE LA RESPUESTA DINÁMICA

Tian, Feng, y Zhu [25], trabajan con un sistema de refrigeración complejo de multientrada y multisalida (MIMO), donde todos los equipos de medición están ubicados en lugares específicos, y serán estas mediciones las encargadas de entrenar al controlador neuronal difuso que se emplean para la identificación del sistema. El diseño del controlador utiliza redes neuronales (NN), que extrae los datos medidos, los interpreta y los asocia con los fenómenos que ocurren dentro del sistema de refrigeración. Más adelante, los datos son refinados de acuerdo al rendimiento ideal de los equipos del sistema. El rendimiento del sistema se estimará de acuerdo al error de salida medible que existe, y los valores reales que se deben medir. Los resultados indican que el control mantiene una respuesta bastante rápida, y mantiene un error muy pequeño realizando el control de múltiples variables en el sistema de refrigeración.

Matysco [26], presentó un trabajo experimental que comprueba la diferencia que existe al estudiar el sistema de refrigeración de una cámara fría como un SISO, y MIMO. El objetivo es mantener las condiciones estables de operación de la cámara, y la estabilidad de los subsistemas integrados, los cuales funcionan de acuerdo con los datos recopilados por los sensores. Se integran dos sistemas de control PID (proporcional, integral y derivativo), el primero es para el sistema SISO de control de caudal, y el segundo para el sistema MIMO que controla el caudal del sistema y la temperatura del evaporador. Se plantean las funciones de transferencia que describen el comportamiento de cada uno de los subsistemas integrados en el control, y se concluyó lo siguiente. Si bien un control PID para sistemas SISO es más económico, es difícil conseguir la estabilidad regulatoria. Para el control PID de los sistemas MIMO se obtiene una calidad de regulación mejor, sin embargo el modelar un sistema de estas características resulta complejo. Se debe tener un amplio conocimiento

sobre los procesos continuos y multidimensionales que se integran al sistema.

Zambrano A, et Al [27], presentan un trabajo donde aplicaron las redes neuronales en el diseño e implantación de una herramienta computacional llamada Neuro-Identificador de Sistemas (NIS). Se utilizó un hardware de adquisición de datos y de simulación de Matlab. Esta herramienta permite identificar sistemas lineales invariantes en el tiempo (LTI), sistemas con no linealidades desconocidas, y sistemas de una entrada y una salida (SISO). Esta herramienta permite obtener un modelo aproximado a través de funciones de transferencia de primero o segundo orden, y sumando un valor de tiempo muerto. Los datos obtenidos experimentalmente se integran a la herramienta para el entrenamiento, y esta genera una función de transferencia aproximada de primer orden, con un error de 3.852×10^{-10} , obtenido de 1551 muestras, para el primer ejemplo. En la validación, se ingresa la señal de entrenamiento a la herramienta, y se compara con la generada. Se concluye que la herramienta funciona de manera satisfactoria al identificar sistemas dinámicos, y posteriormente estimar valores usando el entrenamiento. Se observa que el error cuadrático medio debe ser inferior a 10^{-10} , para que el modelo identificado describa el sistema dinámico correctamente.

Moon J. W. et al [28], desarrollaron un sistema que emplea un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) para mantener la temperatura interior de un edificio en rangos específicos, con ayuda de tres algoritmos de control garantizando la eficiencia energética. El modelo del edificio se desarrolló en el software TRANSYS y Matlab, el modelo de RNA empleó la temperatura anterior y la diferencia de temperaturas entre la actual y la anterior, en tiempos de 4, 9, 0.6 y 0.9 segundos, tomando 100 conjuntos de muestras por cada tiempo. Se demostró que la relación entre neuronas de entrada y salida mantienen una fuerte linealidad, los algoritmos de control pueden controlar la temperatura interior dentro del rango establecido y los controles predictivos mejoraron la eficiencia energética de refrigeración del edificio, y provocaron que se eliminara de un 0.1 % a 0.4 % más calor por cada hora de operación.

Rathod Niraj et al [29], desarrollan un modelado y control predictivo de un sistema de refrigeración solar compuesto por un colector solar, un enfriador de absorción, un calentador de gas, tanques de almacenamiento de agua fría y caliente, tuberías, bombas y válvulas. Comienzan desarrollando un modelo a partir de las ecuaciones base que se definieron de acuerdo a datos recopilados, y que describe el funcionamiento del sistema. Después se integra a un Control Predictivo del Modelo (MPC) híbrido, que calcula la configuración óptima de la planta, utilizando la radiación solar y la demanda de los usuarios. El principal objetivo del sistema de control es identificar la mejor configuración para los almacenamientos y las bombas, y así satisfacer la demanda de los usuarios minimizando el consumo global de energía y gas. Todos los modelos se identificaron y modelaron por separado y después se integraron al entorno de Matlab/Simulink, y este entorno se usó para el análisis, pruebas y validación. El algoritmo consigue resultados significativos, tanto en términos de reducción del consumo de gas como de ahorro de energía eléctrica. El algoritmo mantiene un máximo de 20% en los errores de predicción, y permite seleccionar configuraciones óptimas para el funcionamiento del sistema. El algoritmo predictivo híbrido que se desarrolló puede modular fácilmente varias variables de control, lo que permite ahorros en energía. Se concluye que si se integran más datos de aprendizaje, se puede aumentar la eficiencia de la herramienta, y reducir aún más los consumos.

Lizarazu et al [30], presentaron un trabajo basado en el aprendizaje automático (LM) que se diseñó para pronosticar la relación que existe entre la tensión y la deformación del acero dulce depositado con energía directamente del arco. Se realizó un muestreo de 1000 imágenes con parámetros característicos de la deformación. Estos detalles se obtuvieron con ayuda de un microscopio óptico, un microscopio electrónico de barrido (SEM), y difracción de Rayos X. Los datos permitieron el entrenamiento de dos algoritmos para la identificación de características de deformación, y después con ayuda de inteligencia artificial, se logró predecir las primeras curvas de tensión-deformación del material. El primer algoritmo predice la respuesta

en términos de curvas tensión-deformación del acero dulce, a partir de parámetros microestructurales. El segundo algoritmo predice la respuesta en términos de curvas tensión-deformación del acero dulce a partir de imágenes generadas sintéticamente. Al evaluar los algoritmos de LM clásicos, se encontró que funcionaron más allá de las expectativas previstas, ya que la predicción indicada maneja un error muy pequeño en comparación con lo real. Comparando los dos algoritmos, las predicciones basadas a partir de imágenes tuvieron un error relativamente mayor en comparación con la predicción a partir de parámetros microestructurales.

Maroli J. M. [31], presentó un trabajo de investigación que utiliza redes neuronales con la finalidad de obtener ecuaciones que describan sistemas dinámicos usando datos de entrada y salida. El procedimiento se desarrolla realizando la identificación del sistema, se analiza la sensibilidad de las ecuaciones, y después se utiliza una segunda red neuronal para extraer una ecuación que pueda ser manipulada. El análisis construye ecuaciones basándose en la descomposición del modelo identificado, separando las ecuaciones complejas en ecuaciones menos complejas. Las redes neuronales funcionan bien para modelar sistemas, pero su estructura interna es una caja negra que muestra poca información sobre los sistemas que representan, y al utilizar la segunda red neuronal se obtiene un modelo que es totalmente interpretable. La combinación entre la identificación y el análisis de las ecuaciones se utiliza para modelar sistemas genéricos. El generar ecuaciones con ayuda de redes neuronales y que describan el comportamiento de sistemas a partir de datos de entrada y salida, permiten el entendimiento de las leyes físicas que están involucradas en el comportamiento de sistemas complejos.

2.3 HIPÓTESIS

Cuando se cuenta con información experimental acerca del desempeño de los fenómenos físicos es posible emplear herramientas computacionales como la identificación de sistemas para predecir ese comportamiento. Esta herramienta emplea

el historial del desempeño dinámico de un dispositivo para que mediante el ajuste de parámetros logre identificar el desempeño que tendrá una vez que cambien las condiciones de operación. Entonces, una vez que conocemos datos medidos experimentalmente sobre un subsistema como el intercambiador de calor, y apoyados de la herramienta computacional, se puede trabajar en la predicción del desempeño del sistema calorímetro bajo condiciones distintas.

Sabiendo lo anterior, es posible obtener un modelo que prediga el comportamiento dinámico del sistema calorímetro desarrollando un algoritmo para la identificación de sistemas, y apoyados de información experimental adquirida durante ensayos a unidades condensadoras, y utilizando parámetros medidos antes que el sistema llegue a su estabilidad.

Obteniendo resultados satisfactorios, será posible plantear la funcionalidad del calorímetro en la evaluación de unidades condensadoras que se encuentren dentro del mercado nacional, procurando una estabilización segura del sistema acorde a la norma NOM-012-ENER-2019, en un tiempo reducido, y asegurando la integridad del equipo. Además, la aplicación de estos conocimientos permitirá desarrollar algoritmos que faciliten la operación segura y efectiva de un sistema de mayor complejidad.

2.4 OBJETIVOS

2.4.1 OBJETIVO GENERAL

Estimar el comportamiento dinámico de un sistema calorímetro apoyado de una herramienta computacional, cuando las condiciones de operación del sistema cambian, lo que permitirá hacer más efectiva y segura la operación del sistema en el cumplimiento de sus especificaciones o las demandas particulares que se hagan.

2.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Generar información experimental a partir de la operación de un calorímetro, obteniendo valores de temperatura, presión, flujo másico y los cambios de entalpía, y con esto correlacionar el desempeño de este proceso con las condiciones de operación de dispositivos como válvulas o actuadores de control propios de este sistema.
- Tratar los datos obtenidos mediante algoritmos de identificación de sistemas, y con esto identificar patrones de comportamiento de los subsistemas cuando cambian las condiciones de operación.
- Entrenar los algoritmos computacionales para que basado en una cantidad suficiente de datos experimentales, podamos identificar y cubrir un rango de operación que sea confiable para la operación de este sistema.
- Poner en operación el sistema calorímetro y obtener información experimental no alimentada previamente en el identificador de sistemas y hacer una comparación entre lo que el identificador de sistemas predice y lo que realmente ocurre dentro del calorímetro.
- Comparar resultados y validar la efectividad de esta herramienta para la predicción del comportamiento del sistema dinámico.
- Presentar de manera gráfica e ilustrativa la discusión técnica de las comparaciones entre lo que predice y lo que ocurre en el sistema calorímetro.

CAPÍTULO 3

MARCO TEÓRICO

Un circuito de refrigeración es un arreglo mecánico basado en principios termodinámicos y de mecánica de fluidos, que tiene la finalidad de transferir energía térmica en forma de calor de un área con mayor temperatura hacia un área de menor temperatura. El sistema de refrigeración por compresión de vapor es el más usado a nivel mundial y está compuesto por cuatro procesos que son: evaporación, compresión, condensación y expansión. Estos equipos están diseñados para disminuir la temperatura de los productos almacenados en cámaras frigoríficas o cámaras de refrigeración. Funcionamientos fuera de lo normal traerán al sistema de refrigeración una baja eficiencia y una baja vida útil.

Es importante investigar las características dinámicas de las variables dentro de un sistema de refrigeración bajo funcionamiento, en condiciones anormales. Para la investigación se han empleado las herramientas computacionales o software con las que se cuenta actualmente. El comportamiento que tendrán los sistemas, siempre que se decida investigar sobre ellos, se puede predecir con la ayuda de herramientas computacionales o con software que fueron creados para cumplir con estas funciones. Las herramientas computacionales o software modernos son una ayuda para el procesamiento de los datos que arrojan los sistemas que se encuentran en actividad. Estas herramientas nos permiten monitorear, manipular datos, modificar subsistemas, y hasta prever posibles sucesos o funcionamientos.

3.1 CICLO TERMODINÁMICO DE REFRIGERACIÓN

La conducción es un mecanismo de transferencia de energía entre regiones con temperaturas altas y bajas. El calor que se percibe se debe a la energía que se encuentra en tránsito. Si se analizan condiciones de estado estacionario y unidimensional en donde ocurra una transferencia de energía hacia una dirección, se reducen los cálculos. Los valores de transferencia de calor dependen en gran medida de la geometría y de las propiedades del material. Los dispositivos que producen refrigeración se llaman refrigeradores, y los ciclos en los que operan se denominan ciclos de refrigeración [32]. Los ciclos termodinámicos se encuentran presentes en todas las máquinas de refrigeración conocidas. Algunas características que diferencian las máquinas que utilizan estos ciclos pueden ser: tipo de refrigerante utilizado, tamaño de la máquina, diseño del circuito, y potencia frigorífica.

Un ciclo de potencia produce trabajo después de recibir un aporte de calor durante el proceso, el calor también se rechaza a un área más fría. Si se revierte un ciclo de potencia, se logra trasladar de manera exitosa el calor de un espacio más frío a uno más caliente después de experimentar una adición de trabajo [33], este proceso se describe en la FIGURA 3.1.

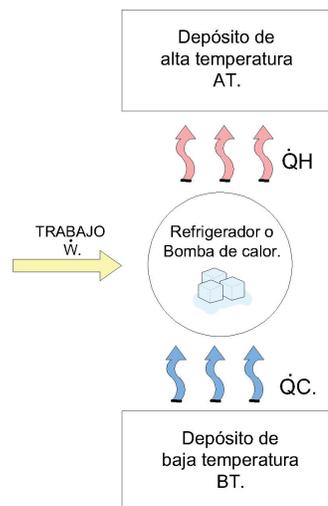


FIGURA 3.1: Ciclo de termodinámico de refrigeración.

Dentro del ciclo de refrigeración se encuentran muchos dispositivos que hacen que el ciclo sea altamente eficiente. Los ciclos de refrigeración se encuentran presentes en muchos equipos que se usan cotidianamente, algunos ejemplos son: Refrigerador común, unidades de refrigeración, y Bombas de calor (FIGURA 3.2).



FIGURA 3.2: Refrigerador común [2], unidades de refrigeración [3] y bombas de calor [4].

3.2 CICLO DE REFRIGERACIÓN POR COMPRESIÓN DE VAPOR.

Los sistemas de refrigeración por compresión de vapor aprovechan dos propiedades fundamentales de todos los fluidos: la temperatura de ebullición que varía con la presión, y un cambio de fase donde el líquido hierve hasta convertirse en vapor, y se condensa nuevamente a líquido, y además va acompañado de la absorción o liberación de calor [34]. Este ciclo termodinámico es el más común para la refrigeración porque es sencillo, efectivo y relativamente económico. Este proceso de refrigeración involucra un compresor, un condensador, una válvula de regulación y un evaporador, como se muestra en la siguiente FIGURA 3.3 .

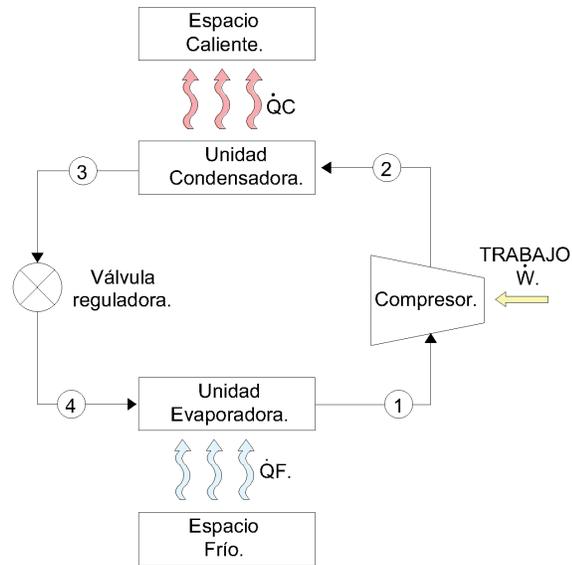


FIGURA 3.3: Ciclo de Refrigeración por compresión de vapor.

Este ciclo de refrigeración consiste en cuatro procesos con características específicas.

- Proceso 1-2: Compresión isoentrópica. Este es un proceso adiabático en el que la entropía se mantiene constante y el fluido se comprime a una presión alta.
- Proceso 2-3: Retiro de calor a presión constante. El vapor se condensa hasta convertirse en líquido. El calor de condensación se rechaza a un depósito de temperatura más alta, que muchas veces es el ambiente.
- Proceso 3-4: Proceso de regulación. La presión del refrigerante se reduce por medio de la válvula reguladora.
- Proceso 4-1: Adición de calor a presión constante. Se hierve el fluido refrigerante a una presión baja, extrayendo calor de una fuente de baja temperatura.

3.3 COMPONENTES PRINCIPALES DE UN CICLO DE REFRIGERACIÓN POR COMPRESIÓN DE VAPOR

Los sistemas de compresión de vapor se utilizan en una amplia gama de dispositivos, desde pequeños refrigeradores hasta enormes sistemas, que proporcionan una enorme capacidad de refrigeración. Para el funcionamiento de estos sistemas, el refrigerante utilizado se evapora dentro del equipo evaporador, lo que da como resultado la remoción del calor contenido en esa área, y a esta acción se le llama enfriamiento de la sustancia. Se requiere de un compresor para hacer circular el gas, y una unidad condensadora encargada de disipar el calor al ambiente, que debe tener una mayor temperatura, y de esta forma recuperar el refrigerante para su reutilización. Como se ha mencionado dentro de los circuitos de refrigeración, cada uno de los componentes cumple una actividad específica que ayuda a que el sistema funcione de manera eficiente. Los principales componentes se describen a continuación [35].

3.3.1 COMPRESOR

La función principal del compresor es el aumento de presión del fluido refrigerante. La elevada presión de descarga proporciona la energía necesaria para hacer que el refrigerante circule a través de la tubería y el equipo, venciendo la resistencia de fricción. Además, el gran diferencial de presión creado motiva la expansión súbita en el dispositivo de control de flujo, causando una caída de temperatura [35]. Para obtener la potencia de compresión utilizamos la ecuación,

$$\dot{W}_{comp.} = \dot{m}_{comp.}(h_{ent.} - h_{sal.}). \quad (3.1)$$

3.3.2 CONDENSADOR

El condensador es el equipo dentro del circuito de refrigeración, encargado de la remoción del calor presente en el refrigerante que circula por él. Al eliminar el calor presente, permite que el refrigerante se condense nuevamente antes de llegar a la válvula de expansión. El tamaño del condensador ideal debe ser del tamaño justo para que el refrigerante salga de él, como un líquido saturado a su temperatura de condensación. El condensador debe quitar todo el calor que el refrigerante adquiere en el sistema de refrigeración. El calor que se debe remover es el calor absorbido en el evaporador, sumándole el calor que adquiere en el proceso de compresión del gas refrigerante. A este calor comúnmente se le llama calor de rechazo. El proceso de condensación idealmente sucede a presión y temperatura constante. El calor que se transfiere por contacto con otro medio se calcula mediante la diferencia de entalpías presentes al inicio y final del ciclo. El calor que desecha el condensador se obtiene de la siguiente ecuación,

$$\dot{Q}_{cond} = \dot{m}_{cond} \cdot (h_{sal.} - h_{ent.}). \quad (3.2)$$

3.3.3 VÁLVULA DE REGULACIÓN

El dispositivo de control de flujo debe realizar dos funciones en un sistema de compresión de vapor.

- 1.- Debe regular el flujo del refrigerante líquido que se alimenta al evaporador, según sea la demanda.

- 2.- Debe crear una caída de presión, desde el lado de alta presión al lado de baja presión del sistema. Esta caída de presión da como resultado la expansión del refrigerante que fluye. Hace que una pequeña cantidad del refrigerante se evapore,

de manera que se enfríe hasta la temperatura de evaporación.

El dispositivo de control de flujo debe reaccionar ante un cambio en las condiciones, las que requieren a su vez un cambio en el flujo. El dispositivo de control de flujo no es un dispositivo de control de presión. En este dispositivo las entalpías deben ser iguales,

$$h_{sal.} = h_{ent.} \quad (3.3)$$

3.3.4 EVAPORADOR

El evaporador es el equipo encargado de conseguir la remoción de calor del área que se desea enfriar. El objetivo de este equipo, es dar una transferencia continua y muy eficiente de calor del área que se desea enfriar al refrigerante. El refrigerante entra en el evaporador a una cierta temperatura, y presión baja, que se debe a la expansión que experimenta al pasar por la válvula de control de flujo. Debido a que el área está a una temperatura mayor que la del refrigerante, el calor fluye hacia la superficie de transferencia de calor del evaporador hasta llegar al refrigerante. El refrigerante entra al evaporador a temperatura de saturación y esta temperatura aumentará al recibir el calor del área que se desea enfriar. La potencia de refrigeración se obtiene de la ecuación,

$$\dot{Q}_{evap.} = \dot{m}_{evap.}(h_{sal.} - h_{ent.}). \quad (3.4)$$

3.3.5 REFRIGERANTES

Los refrigerantes son fluidos que operan dentro del circuito de refrigeración y cuya función principal es retirar calor de un espacio menor temperatura para depo-

sitarlo en un área de mayor temperatura, su punto de ebullición y otras propiedades los hacen útiles para cumplir con esta función. De acuerdo con el concepto de refrigerante cualquier sustancia que pueda cambiar de fase, pasando de líquido a gas y viceversa puede ser llamado así. Sin embargo hay algunos fluidos que no cambian de fase y que mantienen muy buenas características de almacenamiento o de transporte de calor que también son llamados refrigerantes. Algunas sustancias pueden ser de mucho riesgo al ser utilizados para estos fines, por esto existen fluidos creados específicamente para cumplir con esta tarea. Estos fluidos están regulados por normativa y se encuentran en constantes modificaciones con la finalidad de evitar que sean dañinos para uso humano, que no dañe la capa de ozono, y sean eficientes en su tarea, reduciendo excesivos consumos de energía al ser utilizados. Algunos refrigerantes están creados para ser utilizados en equipos que tienen características específicas, por lo general son mezclas de refrigerantes puros, su composición química está relacionada con la temperatura y los puntos de ebullición al que estarán expuestos dentro de los equipos.

La capacidad del equipo, el consumo de energía, la seguridad, y el mantenimiento son algunas de las condiciones que se ven afectadas por la selección del refrigerante. Las propiedades físicas de un refrigerante pueden tener un efecto sobre la capacidad del equipo o la potencia requerida. Además de estas se incluyen:

- La relación que existe entre la presión y temperatura.
- El calor latente de vaporización.
- El volumen específico y la densidad del vapor.
- El calor específico del líquido.

Otras consideraciones son el costo, la disponibilidad en el mercado, la eficiencia, la compatibilidad con los lubricantes para compresores, los materiales de los equipos, y las regulaciones nacionales e internacionales [7].

3.3.5.1 REFRIGERANTE R-404A

El Refrigerante R404-A es utilizado durante las pruebas a unidades condensadoras, de donde se generan los datos que son utilizados para el proyecto que se desarrolla. El refrigerante R-404A es una mezcla absolutamente libre de cloro y que no daña la capa de ozono, las siglas en inglés ODP (Ozone Depletion Potential) potencia destructiva de la capa de ozono. Sus componentes químicos pertenecen al grupo de Hidrofluorocarburos HFC, contienen átomos de hidrógeno, flúor y Carbono. Es una mezcla casi azeotrópica, lo que muestra que tanto en su fase líquida como en forma de gas se comporta como si fuera de un solo componente. La mezcla está en porcentajes de 44 % de R125, 4 % de R134a y 52 % de R143a, del peso total de la mezcla. ASHRAE presenta las características del refrigerante R-404A como se muestra en la TABLA 3.1 [7].

TABLA 3.1: Propiedades del refrigerante R-404A. Tomado de ASHRAE [7].

Propiedades características del refrigerante R-404A.	
Propiedad	Valor
Masa molecular	97.6
Punto de ebullición a 14.696 Psia	-51.194 °F
Punto de condensación	-50.4 °F
Temperatura crítica	161.6828 °F
Presión crítica	540.8 <i>Psi</i>
Densidad crítica	30.37 $\frac{lb}{ft^3}$
Potencial de destrucción de la capa de ozono (ODP)	0.00
Potencial de calentamiento global (GWP), AR5	3940

3.3.5.2 PROPILENGLICOL (PG)

El propilenglicol es un líquido soluble en agua que la Administración de Alimentos y Medicamentos de EE.UU., considera seguro para su uso en alimentos, medicamentos y cosméticos. Su atractiva propiedad como disolvente, humectante o anticongelante, junto con un bajo nivel de toxicidad, ha llevado a su uso generalizado en productos comerciales e industriales [36]. El propilenglicol tiene la fórmula química $C_3H_8O_2$, es una molécula orgánica inodora, insípida e incolora. Pertenece a la clase de alcoholes hidroxilo (OH), conocida como glicol. Es un polímero no renovable que normalmente se elabora a partir de petróleo. Se utiliza en muchas aplicaciones, como líquidos hidráulicos y de frenos, tipos de anticongelantes, y para mejorar los sabores de alimentos y perfumes. También se utiliza para hidratar la piel porque tiene una gran afinidad con el agua y retiene la humedad [37]. El propilenglicol es uno de los refrigerantes más populares utilizados en la generación de energía, el transporte público, plantas de procesos, entre otras aplicaciones. Es utilizado directamente en los circuitos de refrigeración comercial, o también utilizado en mezclas con agua, para aumentar el punto de congelación (anticongelantes) y un medio para transferencia de calor [38]. El propilenglicol, debido a su baja temperatura de congelación ($-59\text{ }^\circ\text{C}$) en estado puro, se utiliza comúnmente mezclado con agua en diferentes concentraciones. Sus principales características se muestran en la TABLA 3.2 [8].

TABLA 3.2: Propiedades del Agua y Propilenglicol. Tomado de [8].

Propiedades características	Agua	Propilenglicol (PG)
Fórmula química	H_2O	$C_3H_8O_2$
Masa molecular	18.02 (g/mol)	76.09 g/mol
Densidad	998.21 kg/m ³	1040 (kg/m ³)
Punto de ebullición	100 °C	188.2 °C
Punto de fusión	0 °C	-59 °C
Conductividad Térmica @20°C	0.6 W/m·K	0.147 W/m·K
Viscosidad @20°C	1 cp	42 cp

3.4 UNIDADES CONDENSADORAS

El condensador es un intercambiador de calor, que expulsa el calor del sistema hacia un medio exterior que puede ser aire, agua, etc. Los equipos condensadores o unidades condensadoras son unidades que cumplen la función de expulsar al medio ambiente el calor extraído dentro de un área específica. La cantidad de calor que debe expulsar el condensador siempre debe ser mayor a el calor absorbido en el evaporador. Este equipo está conformado por otros componentes como: ventilador o ventiladores, compresor o compresores, intercambiador de calor, sistemas de protección y sistemas de control. El número de componentes está ligado a los diseños que manejan los fabricantes o diseñadores.

Las unidades condensadoras se clasifican de acuerdo con la NOM-012-ENER-2019 por su aplicación frigorífica como: i) Media Temperatura: Aquellas que trabajan en temperaturas de aire entrando al evaporador de 0.0 °C a 15 °C, y ii) Baja temperatura: son aquellas que trabajan en temperaturas de aire entrando al evaporador de -40 °C a 0.0 °C [21].

En el intercambiador se tiene como objetivo pasar de vapor a líquido un fluido refrigerante, a base de la remoción de calor mediante un fluido refrigerador, aire o agua. La clasificación de los equipos condensadores se da en dos grupos que son [39]:

- **Para Calor sensible.** Estos equipos son condensados por aire o por agua.
- **Para calor latente.** Estos equipos son evaporativos.

Para aumentar la eficiencia de estos equipos se puede ampliar el área de condensación. Si el área aumenta, la diferencia entre la temperatura de condensación y la temperatura ambiente se reducirá. La temperatura del fluido frigorífico en un condensador de alta eficiencia está 11 °C por encima de la temperatura ambiente. Los condensadores están diseñados para funcionar de forma correcta en condiciones

de temperatura ambiente entre 15 °C y 38 °C. Por debajo de 15 °C, la presión de condensación disminuye mucho [39]. Los condensadores están contruidos por tubos aletados de cobre, aluminio o latón. Las dimensiones del tubo son de acuerdo con el área deseada para lograr la temperatura de condensación. La sección frontal del aletado debe coincidir con las dimensiones de él o los ventiladores. Para lograr la mejor estabilización de condensación, se utilizan ventiladores equipados con motores de dos velocidades o de velocidad variable. Algunos ventiladores se apagan de acuerdo a la temperatura de condensación, y algunos otros por la presión de descarga. Si la temperatura aumenta, también lo hace la velocidad de los ventiladores.

3.5 UNIDADES EVAPORADORAS

Es un intercambiador de calor donde se produce el efecto frigorífico, por ebullición de refrigerante. La función de un evaporador es absorber el calor del espacio refrigerado. El evaporador remueve, calor sensible descendiendo la temperatura del área, y el calor latente removiendo la humedad del área. El fluido refrigerante llega al evaporador en una mezcla de líquido y vapor [39]. Su utilidad y los rangos de temperatura con los que trabajan son:

- **Acondicionamiento.** Las temperaturas oscilan entre 23 °C y 25 °C. Este rango de temperatura se utiliza para el confort de las habitaciones.
- **Alta temperatura.** Las temperaturas oscilan entre 11 °C y 15 °C. Este rango de temperatura se puede encontrar en espacios para conservar alimentos, medicamentos o conservación de flores.
- **Media temperatura.** Estos valores oscilan entre -2 °C y 4 °C. En este rango de temperatura se encuentran las cámaras de refrigeración para productos precoderos y refrigeradores compactos.
- **Baja temperatura.** Las temperaturas oscilan entre -18 °C y -30 °C. Utilizados

comúnmente en cámaras de congelación, congeladores compactos, fábricas de hielo y helados.

- **Muy baja temperatura.** Las temperaturas que están dentro de esta clasificación se encuentran debajo de los $-32\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Dentro del mercado e industria se encuentran diversos modelos con diferentes diseños. Los principales evaporadores según su construcción, alimentación y por el tipo de fluido a refrigerar son:

- **Tubos descubiertos.** Utilizados para refrigeración con amoníaco (R-717), son tubos lisos fabricados en acero. Si se utilizan refrigerantes fluorados, se utilizan fabricados en cobre. La forma del evaporador descubierto puede ser zigzag plano, trombón ovalado y espiral.
- **Tubos aletados.** Son serpentines de tubos sobre los cuales se colocan aletas metálicas o placas, que están soldadas o metidas a presión. Estos diseños se pueden fabricar en cobre o aluminio. Al contar con más superficie de transferencia de calor, se consigue que este diseño sea más eficiente para enfriar aire o algunos otros gases.
- **Expansión seca.** El líquido que circula por el evaporador está limitado por una válvula o tubo capilar, que produce un flujo en la cantidad exacta que puede ser vaporizado en su interior. Este diseño es de fácil construcción y muy utilizado en instalaciones de tamaño mediano y pequeño.
- **Tipo inundado.** Este diseño es más eficiente que el de expansión seca, ya que, al estar completamente inundado, aumenta el área de transferencia de calor. Su fabricación es especial, incluyen un flotador que permite visualizar el nivel del líquido refrigerante dentro del evaporador.
- **Para enfriamiento de aire.** La construcción es por tubos aletados de cobre o aluminio. Estos evaporadores son instalados lo más cercano al techo, teniendo

cuidado para dejar un espacio suficiente para la circulación del aire. Los evaporadores deben ser instalados lo más alto posible debido a que el aire frío es más denso que el aire caliente. La formación de escarcha es un factor que influye en la poca transferencia de calor que existe después de un tiempo de trabajo. Estos evaporadores se encuentran en refrigeradores domésticos, vitrinas y cámaras de almacenamiento.

- **Para enfriamiento de líquido.** Su construcción se da con tubos acorazados horizontales, secos o inundados, y cubiertos por una carcasa. La tubería de los evaporadores está conectada a una bomba que circula el fluido. Estos evaporadores pueden ser encontrados en industrias donde se necesita enfriar grandes cantidades de líquidos o gases.

3.6 DEFINICIÓN DE UN SISTEMA

La definición de un sistema es variada y depende del área donde se aplique. Para nuestro trabajo de investigación lo definimos como: Un sistema es un objeto en el que interactúan diferentes variables en todo tipo de escalas temporales, y espaciales y que producen señales observables. Las variables del sistema pueden ser escalares o vectores, funciones de tiempo continuas o discretas [40]. Las variables que se encuentran dentro de un sistema, son entidades que se pueden llamar procesos, por lo que si, un sistema está formado por un conjunto de procesos, entonces, un sistema se define por el comportamiento de sus variables o procesos.

En el área de la termodinámica, un sistema es una región en el espacio con un grupo de elementos que comparten funciones específicas entre sí. Una cantidad de materia que se delimita de acuerdo al nivel de estudio o análisis que se desea realizar sobre él. Los sistemas pueden ser abiertos, donde la masa o energía dentro de él pueden cruzar la frontera; o cerrados, que mantienen una cantidad fija de masa o energía, y estas no puede cruzar sus fronteras. Las fronteras de un sistema puede ser

reales o imaginarias, que separa el sistema de sus alrededores. También las fronteras pueden ser fijas o móviles.

3.7 EL CALORÍMETRO COMO SISTEMA

El sistema calorímetro es un sistema térmico aislado de dos fluidos que mantienen una relación de intercambio térmico, con la que se pueden evaluar unidades condensadoras de refrigeración. Las variables o procesos que se pueden identificar dentro de este sistema son: Cambio de temperaturas, cambio de entalpías, cambio de presiones, y valores de flujo másico de los refrigerantes que se encuentran dentro de este sistema. La Norma Oficial Mexicana (NOM-012-ENER-2019), menciona el método del calorímetro como un método válido para evaluar el valor de factor de eficiencia energética estandarizado (FEEE) [21]. Al cumplir con este método se verifica que la unidad cumple con las especificaciones que el fabricante declara para su venta. Para lograr cumplir con un sistema de pruebas de acuerdo con lo que establece la Norma Oficial Mexicana, es necesario que el calorímetro sea capaz de dar una respuesta satisfactoria al momento de evaluar las unidades condensadoras.

3.8 FUNCIONALIDAD DEL CALORÍMETRO

Según la NOM un sistema calorímetro es un instrumento que permite medir las cantidades de calor disipada por la evaporación de un refrigerante volátil, mediante la medición de los parámetros necesarios para determinar el ingreso, y las pérdidas de calor de un medio conocido y controlado [21]. El sistema calorímetro es un intercambiador de calor sumergido dentro un fluido, un medio con características conocidas, con condiciones térmicas controladas, donde las pérdidas pueden ser cuantificadas mediante calculos que emplean datos obtenidos experimentalmente durante las pruebas. Todos los valores obtenidos dentro de este sistema se adquie-

ren con instrumentos correctamente calibrados y certificados por una dependencia autorizada por el Centro Nacional de Metrología (CENAM). Las mediciones que se obtienen, permiten realizar un análisis del comportamiento térmico que sucede dentro del sistema. Es posible identificar visualmente la relación que mantienen los subsistemas con el sistema principal. Un sistema calorímetro con las características que especifica la norma oficial mexicana se encuentra dentro de las instalaciones de los Laboratorio LIITE-Tecnologías de Frio de la FIME de la UANL.

3.9 INTERCAMBIADOR DE CALOR DE CONTRAFLUJO

Un intercambio de calor se da entre dos fluidos que se encuentran a diferentes temperaturas y separados por una pared. Al dispositivo que se utiliza para realizar esta operación se le llama intercambiador de calor. Estos dispositivos se pueden encontrar en equipos de calefacción, aire acondicionado, generación de energía, procesos químicos, y recuperación de calor.

Los intercambiadores de calor típicamente pueden operar con flujo paralelo, flujo cruzado, y contraflujo. En un dispositivo de contraflujo, como se muestra en la FIGURA 3.4, los fluidos entran por extremos opuestos, fluyen en direcciones opuestas y salen por extremos opuestos. Para predecir el rendimiento de un intercambiador de calor, es esencial relacionar la transferencia de calor total con cantidades tales como las temperaturas del fluido de entrada y salida, el coeficiente global de transferencia de calor, y el área de superficie total para el intercambio de calor. Se pueden obtener relaciones de intercambio aplicando balances de energía a los fluidos caliente y frío, como las ecuaciones 3.5 y 3.6 [41],

$$q = \dot{m}_{cal}(h_{Ecal} - h_{Sca}), \quad (3.5)$$

y

$$q = \dot{m}_{fro}(h_{Sfro} - h_{Efro}). \quad (3.6)$$

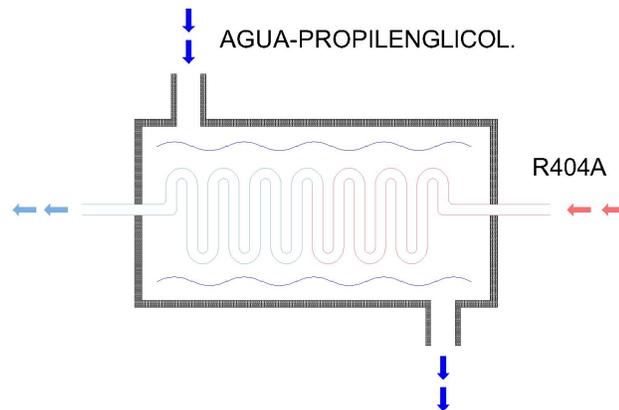


FIGURA 3.4: Diagrama del intercambiador de calor.

3.10 MODELADO

La palabra “modelo” se deriva del latín, y originalmente significa molde o patrón. Un modelo de sistema es una herramienta que se utiliza para calcular y responder preguntas sobre el sistema, sin tener que hacer un experimento. El modelo se puede obtener analíticamente, es decir, planteando las ecuaciones matemáticas que describen el sistema, resolviendo mediante técnicas matemáticas o computacionales, y estudiando la respuesta. Con una potencia informática efectiva, se puede realizar un experimento numérico en el modelo. Esto se llama simulación, del latín “*simulare*”, que significa fingir. Por lo tanto, la simulación es una forma económica y segura de experimentar con el sistema [42].

3.10.1 MODELADO TEÓRICO Y EXPERIMENTAL

El modelo teórico, o también llamado análisis teórico, se obtiene aplicando métodos matemáticos y las leyes físicas que rigen los fenómenos, desarrollando los cálculos hasta obtener las ecuaciones. Las ecuaciones que se obtienen pueden ser

lineales y no lineales.

En el caso de un modelado o análisis experimental, también llamada identificación, se comienza obteniendo mediciones experimentales hasta llegar a un modelo matemático. El modelo experimental solo contiene como parámetros números, cuyas relaciones funcionales con las propiedades del proceso siguen siendo desconocidas. Las mediciones o experimentos que se realizan, se deben someter a algún método de identificación para encontrar el modelo matemático que describa la relación entre la entrada y la salida. Los modelos pueden ser paramétricos o no paramétricos, y el modelo resultante se denomina modelo experimental.

Los modelos derivados teórica y experimentalmente, se pueden comparar si ambos enfoques se pueden aplicar y se han seguido. Si los modelos no coinciden, entonces se pueden obtener pistas a partir del carácter y el tamaño de la desviación, y saber los pasos del modelado teórico o experimental que deben corregirse [43].

Las características de estos dos tipos de modelado se pueden apreciar en la FIGURA 3.5.

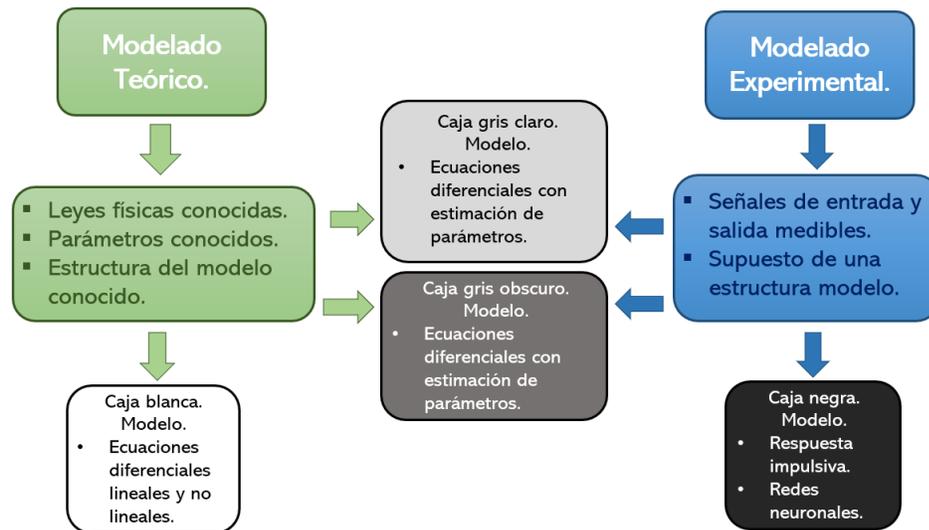


FIGURA 3.5: Características de los modelados teórico y experimental.

3.10.2 MODELOS MATEMÁTICOS

Los modelos matemáticos existen en todas las disciplinas científicas, y de hecho forman el corazón de la propia investigación científica. Se utilizan para simulación, capacitación de operadores, análisis, monitoreo, detección de fallas, predicción, optimización, diseños de sistemas de control, control de calidad, etc. Normalmente, los modelos son muy útiles en aquellas situaciones en las que experimentar con el sistema real también es demasiado costoso, peligroso, demasiado difícil o simplemente imposible. Se utilizan modelos matemáticos para el control y la retroalimentación [44].

Un modelo matemático que describe la relación entre señales continuas en el tiempo, se llama tiempo continuo. A menudo se utilizan ecuaciones diferenciales para describir dicha relación. Las señales de interés se obtienen con mayor frecuencia en forma de muestreo, es decir, como resultado de mediciones de tiempo discretas. Un modelo que expresa directamente las relaciones entre los valores de las señales en los instantes de muestreo, se denomina tiempo discreto o modelo muestreado.

Existen dos caminos principales para construir un modelo matemático de un sistema dinámico. Los modelos basados en leyes físicas y los modelos basados en análisis de datos.

3.10.3 MODELOS DE DIAGRAMA DE BLOQUES

Un diagrama de bloques de un sistema es una descomposición lógica de las funciones del sistema y muestra cómo las diferentes partes (bloques) se influyen entre sí. Esta interacción se ilustra con flechas entre los bloques. Un sistema normalmente puede representarse mediante varios modelos de diagramas de bloques diferentes, dependiendo de qué tan detallados se desean construir.

Un diagrama de bloques es similar a un diagrama de flujo y se utiliza am-

pliamente en diferentes áreas de la ingeniería de diseño y control, también en áreas de investigación científica y tecnológica. Estos diagramas se utilizan para diseñar nuevos sistemas de control, monitoreo o estimación de resultados, y también para describir y mejorar los existentes. Su estructura muestra una descripción general y de alto nivel de los principales componentes del sistema y la relación que mantienen entre sí. Su estructura facilita la identificación de subsistemas para aislar campos de estudio y así, identificar oportunidades de mejoras y correcciones.

3.11 TIPOS DE SEÑALES EN SISTEMAS DINÁMICOS

Un modelo matemático de un sistema dinámico contiene varias cantidades de entradas y salidas de diferentes tipos. Las entradas y salidas del modelo que no varían en el tiempo se llaman constantes. A las entradas y salidas que varían en el tiempo se les llaman variables o señales. El proceso de identificación con una entrada y una salida deberá ser estable para garantizar una relación única entre la entrada y salida. Las dos señales deben medirse sin error, y la tarea del investigador es encontrar un modelo matemático que describa el comportamiento temporal del proceso, a partir de la entrada y la salida.

Cuando se realizan estudios de modelado y simulación con fines de diseño, es práctico separar las constantes en dos grupos. El primer grupo es cuando el sistema considera parámetros dados y que el diseñador no puede elegir. En el segundo grupo están los parámetros del diseño, que se pueden elegir para darle al sistema y modelo las propiedades deseadas. El objetivo del modelado y la simulación puede estar orientado a, decidir valores adecuados para los parámetros de diseño. En los sistemas y modelos, normalmente hay señales y variables que influyen en otras variables del sistema, pero que en sí mismas, no están influenciadas por el comportamiento del sistema.

3.11.1 SEÑALES DE UNA ENTRADA Y UNA SALIDA (SISO)

Un modelo de un sistema con una señal de entrada y una de salida (SISO), es una estructura centrada en una única variable, donde una única señal de control influye en una única respuesta. El modelo está definido por ecuaciones diferenciales, funciones de transferencia y representaciones de espacio de estados, lo que proporciona información sobre la frecuencia, la estabilidad y el rendimiento del sistema. Los valores de entrada a un sistema (SISO), puede ser un voltaje, una fuerza, una presión o una temperatura, dependiendo el campo de investigación. La salida puede ser representada por un valor de velocidad, desplazamiento, posición o cualquier otra respuesta medible y observable, que sea afectada por la entrada.

3.11.2 SISTEMAS DE MÚLTIPLES ENTRADAS Y MÚLTIPLES SALIDAS (MIMO)

Los sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO), pueden describirse como varios modelos de sistemas dinámicos lineales. Los sistemas MIMO son más complicados que los sistemas de una entrada y una salida (SISO), debido a diversos factores como la relación entre conjuntos, el acoplamiento de variables, y el amplio procesamiento de datos. La identificación del modelo que describe al sistema, conlleva al ajuste de los coeficientes desconocidos del modelo, y analizar los parámetros que son realmente significativos. Si se tiene múltiples entradas que se excitan simultáneamente, y múltiples salidas, se debe recurrir a métodos específicamente diseñados para la identificación de sistemas o usar herramientas computacionales diseñadas para cumplir con estas tareas.

3.12 MODELADO E IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DINÁMICOS

Dentro del modelado y la identificación de sistemas, el componente dinámico indica que el tiempo es el elemento esencial del modelo. En los modelos dinámicos, el tiempo es parámetro fundamental para el manejo de los datos, y así comprender cómo se desarrolla el proceso. El modelado dinámico indica que las relaciones entre los componentes de un sistema se dan de forma dinámica, y que se representan como ecuaciones matemáticas, y estas ecuaciones se implementan al utilizar herramientas computacionales. El modelado de sistemas dinámicos se utiliza para describir el comportamiento entre múltiples subsistemas a lo largo del tiempo, y también estimar las interacciones futuras del sistema. En resumen el modelado es de suma importancia para saber como evolucionan los componentes y el sistema, a lo largo del tiempo. Modelar el comportamiento de un sistema permite a los investigadores entender los fenómenos dinámicos, y estudiarlos formalmente como simples fenómenos. Para el análisis de la dinámica de los procesos existen dos técnicas importantes, que son.

1. Transformada de Laplace. Es una técnica utilizada también para el diseño de sistemas de control, debido a que proporciona una visión general del comportamiento dinámico de gran variedad de procesos e instrumentos.
2. Simulación por computadora. Esta técnica permite realizar un análisis preciso y detallado del comportamiento dinámico de sistemas específicos; desafortunadamente, rara vez los resultados obtenidos son aplicables a otros procesos [45].

De la misma forma que el modelado de sistemas, la respuesta también es dinámica y suele caracterizarse por una serie de variables que cambian con el tiempo. Si las variables internas están expuestas a cambios externos recurrentes que las afecten, las respuestas también cambian por la influencia externa. El tipo de sistema recibirá

su nombre dependiendo de: si el tiempo de relación entre variables es instantáneo y no medible, el sistema se llama estático. Por lo contrario, si la relación entre variables es prolongada y medible, el sistema se llama dinámico.

3.13 LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN. APLICACIÓN DE MATLAB

Las matemáticas han sido utilizadas desde el nacimiento de la civilización, y sirven para entender todo tipo de fenómenos y estimar sus consecuencias. Dentro del área de la ingeniería y ciencias físicas, ayudan a resolver los problemas que se presentan durante el estudio de fenómenos. Para hacer más fácil el manejo de las matemáticas, se fueron desarrollando herramientas computacionales, que en principio fueron creadas para realizar operaciones básicas, pero con el tiempo, se modernizaron hasta llegar a simular procesos reales, permitiendo manipular datos obtenidos, modificar subsistemas, y hasta estimar comportamientos de los sistemas que involucran operaciones complejas de matemáticas.

Matlab es el acrónimo de MATrix LABoratory (Laboratorio de matrices), es un lenguaje de alto nivel diseñado para cómputo técnico, dentro de este lenguaje se integra un ambiente muy fácil de usar, con cálculos, visualización y programación, la notación matemática es fácil de entender.

Algunos de los usos más comunes son:

- Cálculos matemáticos.
- Desarrollo de algoritmos.
- Modelado y simulación.
- Análisis de datos

- Obtención de gráficas.
- Desarrollo de interfaces gráficas.

Este software fue creado en principio para desarrollar operaciones matemáticas simples. Con el tiempo este software se desarrolló a pasos agigantados, llegando a ser un poderoso sistema de cálculos de operaciones matemáticas y programación interactivo, que integra un sistema de graficación [46]. Además, este software incluye herramientas de identificación y modelado de sistemas dinámicos, y también estimación de resultados por redes neuronales, que permiten entender y modelar el comportamiento del sistema, y llegar a estimar resultados y comportamientos futuros.

3.14 COOLPROP: BIBLIOTECA DE PROPIEDADES TERMOFÍSICAS

CoolProp es una biblioteca de propiedades termofísicas de código abierto. Las propiedades termodinámicas de todos los fluidos que se implementan en CoolProp se basan en ecuaciones de estado explícitas de energía de Helmholtz. Esta biblioteca está escrita en C++, con funciones disponibles para la mayoría de los lenguajes de programación y plataformas de interés técnico. La principal limitación de CoolProp, es que no pueden manejar mezclas de fluidos [47]. CoolProp tiene ecuaciones de estado y propiedades de transporte de fluidos puros y pseudopuros para 122 componentes y correlaciona propiedades de fluidos incompresibles y salmueras. Es una biblioteca con condiciones de licencia flexibles y que puede ser usada para proyectos comerciales y trabajos académicos de forma gratuita [48].

3.15 ALGORITMOS PARA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS Y PREDICCIÓN DE RESULTADOS

La identificación de sistemas, se da a través de datos que se obtienen mediante experimentos de entrada y salida de un proceso. Un algoritmo es un conjunto de instrucciones con la finalidad de dar solución a diversos problemas de manera automática. Las herramientas computacionales están conformadas por algoritmos que permiten la identificación de sistemas a través de los datos de entrada y salida obtenidos. Si se utiliza o se desarrolla un algoritmo capaz de obtener un porcentaje elevado en la identificación de sistemas, permite enseñar a los algoritmos a predecir resultados próximos utilizando el modelo antes identificado. El aprendizaje automático a través de la identificación de sistemas, mejoran productos existentes, procesos o tareas, permitiendo que existan productos o procesos mejorados. Existen algunas herramientas que son una caja negra en la identificación de sistemas, estas herramientas utilizan algoritmos que utilizan entradas y salidas obtenidas experimentalmente, para predecir los resultados próximos. La desventaja de estas herramientas es que no es posible saber el modelo matemático, físico, químico u otro que define el proceso o sistema. También existen herramientas que son una caja gris, donde se utilizan leyes conocidas para obtener los datos que se utilizan en la identificación del sistema, pero más adelante no es posible identificar la relación que unen las entradas con las salidas medidas o predecidas. Un correcto procedimiento para la identificación de sistemas a través de: leyes conocidas, o utilizando herramientas computacionales y algoritmos, para la identificación de sistemas o para la predicción de resultados pueden ser:

1. Definir el objetivo.
2. Diseñar los experimentos.
3. Obtener los datos experimentales a utilizar.
4. Tratamiento de datos y análisis.

5. Identificación del modelo, entrenamiento de la herramienta o entrenamiento del algoritmo.
6. Utilización del modelo identificado y predicción de resultados próximos.
7. Validación del modelo y resultados.

3.15.1 FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA

Las funciones de transferencia son representaciones utilizadas para relacionar las causas y efectos de los fenómenos dentro de los sistemas dinámicos lineales, y que no son variables en el tiempo. Permite transformar sistemas de unidades de medida de tiempo no algebraicas, en ecuaciones que se pueden resolver de manera más sencilla. El modelado de funciones de transferencia, es una parte integral del monitoreo y control de proceso, se utiliza para determinar la relación causal entre la entrada y la salida de un proceso. El modelado moderno de funciones de transferencia continua comenzó con la llegada de los sistemas de control modernos al inicio de la revolución industrial. Una de las principales razones para modelar funciones de transferencia es pronosticar el resultado de un proceso. Los modelos de función de transferencia continua, adquieren valores en intervalos de tiempo continuos. Significa que los intervalos entre los valores adquiridos es tan pequeño que se considera que el tiempo es continuo. Los modelos de función de transferencia continua suelen estar representados por ecuaciones diferenciales que podrían ser ecuaciones de primer orden, ecuaciones de segundo orden o ecuaciones de orden superior [49]. La función de transferencia representa la relación entrada/salida del sistema. Las características de una función de transferencia son:

- Las funciones de transferencia se expresan solo para un tiempo lineal no variable en el tiempo y no es aplicable para sistemas no lineales.
- Las condiciones iniciales deben ser cero.

- Las funciones de transferencia no dependen de las entradas del sistema.

Los modelos de función de transferencia se aplican ampliamente en el estudio de la respuesta dinámica de los sistemas. El uso de redes neuronales artificiales en el modelado da más herramientas para mejorar los modelos de función de transferencia cuando se utilizan correctamente. La respuesta está sujeta a diversas formas de entrada, como: entrada escalonada, impulso, entrada en rampa, etc. El análisis de la respuesta dinámica se encuentra en varios campos como: economía, ingeniería, biología y muchos otros [49]. Si bien las ecuaciones diferenciales describen el comportamiento dinámico del sistema en términos de cambio con respecto al tiempo, las funciones de transferencia simplifican el análisis al mostrar la frecuencia del cambio. Al obtener la respuesta en el dominio de la frecuencia, permite obtener información sobre la estabilidad del sistema y su rendimiento.

3.15.2 ECUACIÓN ESPACIO-ESTADO

El modelo de espacio estados es una forma matemática de representar un sistema físico a través de variables de entradas, salidas y estados. La relación está representada por ecuaciones diferenciales de primer orden. Las variables de estado se refieren a la ecuación que define las variables de salida utilizando las variables de entrada. La ecuación puede representarse en tiempo continuo o discreto. La forma de representar las matrices de una función de estado es la siguiente,

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t),$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t).$$

donde,

$x(t)$ en Re^{N_x} es el vector de estado

$u(t)$ en Re^{N_u} es el vector de entrada

$y(t)$ en Re^{N_y} es el vector de salida

A= Matriz de N_x por N_x

B= Matriz de N_x por N_u

K= Matriz de N_x por N_y

C= Matriz de N_y por N_x

D= Matriz de N_y por N_U

x= Ecuación estados.

u= Variables de entrada.

y= Variables de salida.

e= Valor de compensación.

3.15.3 RED NEURONAL

Esta es una herramienta del software Matlab, que utiliza datos de entrada y salida para entrenar una red neuronal de dos capas, y así obtener datos que describan el comportamiento dinámico del sistema que se está estudiando. Al entrenar la red neuronal, se definen rangos para entrenamiento, validación y prueba. Como resultado se obtiene una función que, al integrarse en un algoritmo, estima resultados de salida. La herramienta utiliza el algoritmo de entrenamiento de Levenberg-Marquardt, también conocido como método de mínimos cuadrados. Este algoritmo es iterativo para ajustar resultados, utilizando variables independientes y dependientes. En el interior de la red hay dos capas con una función de transferencia oculta en cada capa. El tamaño de la capa está definido por el número de neuronas que se utilicen.

CAPÍTULO 4

METODOLOGÍA

La metodología comenzó realizando lectura a bibliografía relacionada con modelado e identificación de sistemas dinámicos, modelado de sistemas de una entrada y una salida, modelado de sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas, intercambiadores de calor de contraflujo, ensayos aplicables a unidades condensadoras, y la norma oficial mexicana NOM-012-ENER-2019. Después de la consulta realizada se creó un plan de trabajo, para desarrollar los ensayos necesarios que lleven a obtener resultados que satisfagan la hipótesis que se ha planteado. La base de datos utilizada para la identificación de sistemas, son los resultados de los ensayos realizados a unidades condensadoras, quienes tienen características diferentes entre ellas. Los ensayos se realizaron en el laboratorio LIITE, de la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica (FIME), de la UANL. Las herramientas utilizadas son: función de transferencia (tfest), ecuación espacio-estado (srest), y Neural Net Fitting (NNF), que pertenece al software Matlab. Con la ayuda de la herramienta se obtiene el modelo dinámico que describe el comportamiento del sistema calorímetro, y también se estiman resultados utilizando el modelo identificado previamente. Los datos que se utilizan para el entrenamiento de la herramienta son: flujo másico y temperatura de entrada y salida de refrigerante R404-A. Del lado de la mezcla agua-propilenglicol se tienen mediciones de caudal volumétrico, y temperaturas de entrada y salida. Los valores de entalpía del refrigerante R-404A se obtuvieron a través de la herramienta

coolprop, la entalpía de la mezcla se calculó siguiendo la ecuación 4.10, considerando el calor específico como constante, debido a que es un sistema aislado y la mezcla es un líquido que no cambia de fase.

4.1 CONDICIONES PARA LA DETERMINACIÓN DEL FACTOR DE EFICIENCIA ENERGÉTICA ESTANDARIZADO (FEEE), UTILIZANDO UN SISTEMA CALORÍMETRO

Los ensayos que se realizan a las unidades condensadoras para obtener la FEEE son de acuerdo al método del calorímetro, que se establece en la norma oficial mexicana NOM-012-ENER-2019 [21] numeral, 8.4.2. Para llevar a cabo de manera satisfactoria los ensayos, la unidad condensadora debe estar en un sitio donde se controlen las condiciones de humedad y temperatura, y también del tamaño suficiente para que el aire circule libremente. Para cumplir con estas condiciones se utiliza una cámara de ambiente controlado que se encuentra en los laboratorios LIITE. Las medidas de la cámara de ambiente controlado son 4.06 metros de ancho por 4.5 metros de largo y 3 metros de altura. El envoltorio está construido con un panel de cuatro pulgadas de poliuretano, y cuenta con un sistema de unidad evaporadora con capacidad máxima de 43 kW de enfriamiento. Dentro de la cámara se puede controlar la humedad relativa en 50% con una variación máxima de 3%. El control de la temperatura y humedad relativa de la cámara, se hace por un sistema independiente al utilizado para los ensayos de las unidades condensadoras. La norma oficial especifica que las pruebas se realicen con refrigerante R-404A, pero el sistema calorímetro también puede trabajar con otros refrigerantes como: R-134a, R-507A, R-407C, etc.

Los instrumentos de medición instalados dentro de los circuitos están conectados a una serie de equipos IO-Link, que se conectan con la Workstation por medio de modbus TCP. Al tener IO-Link, no es necesario hacer calibración manual de alguna señal deseada. Los datos que se recopilan son procesados a través de una interfaz

diseñada en LabVIEW versión 2018. El sistema calorímetro cuenta con instrumentos de medición que le permiten medir la temperatura del fluido secundario, que es una mezcla de agua-propilenglicol en porcentajes de 54% - 46%, en masa. También se pueden medir las temperaturas, presiones, y flujo másico del fluido primario R-404A. Se busca que las variaciones en las mediciones de las temperaturas entre los fluidos primario y secundario dentro del calorímetro, tengan variaciones menores a ± 0.2 °C. La capacidad del equipo bajo pruebas, se calcula midiendo las condiciones en la entrada del calorímetro, y después cuantificar la cantidad de calor que se perdió dentro del sistema. El diagrama para los ensayos se muestra en la FIGURA 4.1.

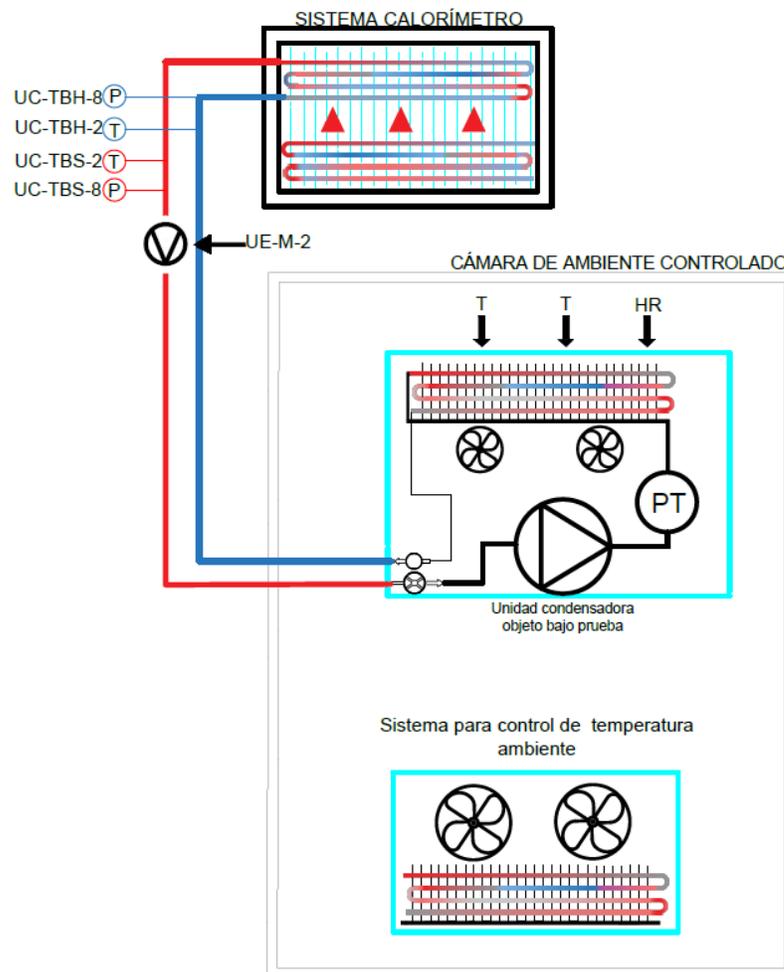


FIGURA 4.1: Diagrama para pruebas por el método del calorímetro.

4.2 MODELO DE TRANSFERENCIA DE CALOR EN INTERCAMBIADORES DE CALOR DE CONTRA FLUJO

La identificación de sistemas nos permite conocer la estructura, y los parámetros dentro del modelo matemático, que describen el fenómeno que se está llevando a cabo. La identificación analítica se refiere al balance de energía y masa que se realiza con la finalidad de encontrar la relación fisicoquímica del proceso bajo estudio, y de donde se obtiene un modelo matemático. El modelo matemático de un intercambiador de calor se describe en términos de ecuaciones diferenciales parciales (PDEs). El modelado de un intercambiador de calor se basa en balances de energía, desarrollando tanto la primer ley de la termodinámica, como del principio de la conservación de la masa. Los valores de tasa de transferencia de calor, y el cambio de entalpía son suficientes para un análisis de intercambio de calor. Para un intercambiador de calor adiabático, el cambio de tasa de entalpía de una corriente de fluido debe ser igual al cambio de tasa de entalpía de la otra, y al mismo tiempo igual a la tasa de transferencia de calor del intercambiador. El análisis para intercambiadores de contraflujo se plantea de la forma que describe en la sección 11.2.1, del documento titulado *“Temperature Distributions in Counterflow and Parallelflow Exchangers”* [50].

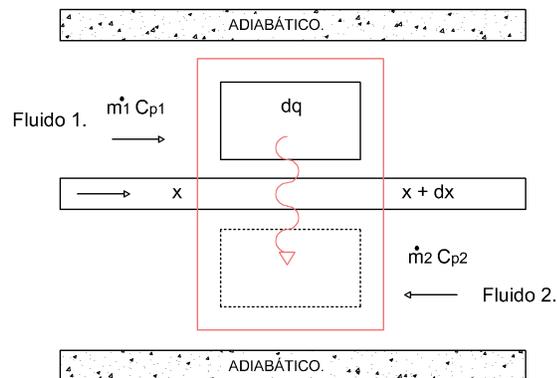


FIGURA 4.2: Diagrama de transferencia de calor en intercambiadores de contraflujo.

A continuación se analiza la dinámica del intercambiador de contraflujo mostrado en la FIGURA 4.2.

Balance de energía para el fluido 1,

$$i_1(\dot{m}C_p)_1T_1 - i_1(\dot{m}C_p)_1\left(T_1 + \frac{dT_1}{dx}dx\right) - U(T_1 - T_2)dA = 0. \quad (4.1)$$

donde,

\dot{m} = Flujo másico de los fluidos

C_{p1} , C_{p2} = Calor específico de los fluidos

T_1 , T_2 = Temperatura de los fluidos

U = Coeficiente total de transferencia de calor

dA = Derivada del área total de transferencia de calor.

Siendo $i_1 = +1$ o -1 , para sentido igual o contrario respecto a la dirección positiva del eje x .

Balance de energía para el fluido 2,

$$i_2(\dot{m}C_p)_2T_2 - i_2(\dot{m}C_p)_2\left(T_2 + \frac{dT_2}{dx}dx\right) - U(T_1 - T_2)dA = 0. \quad (4.2)$$

Siendo $i_2 = +1$ o -1 , para sentido igual o contrario respecto a la dirección positiva del eje x .

Balance de energía entre ambos fluidos,

$$i_1 \left[(\dot{m}C_p)T - (\dot{m}C_p)\left(T + \frac{dT}{dx}dx\right) \right]_1 + i_2 \left[(\dot{m}C_p)T - (\dot{m}C_p)\left(T + \frac{dT}{dx}dx\right) \right]_2 = 0. \quad (4.3)$$

Se supone una distribución uniforme de transferencia de calor a lo largo del intercambiador.

$$\frac{dA}{dx} = \frac{A}{L} \text{ por lo que tenemos } UdA = \frac{UA}{L}dx.$$

donde,

$L =$ Largo del intercambiador.

Para el intercambiador de contraflujo tenemos $i_1 = +1$ y $i_2 = -1$.

Aplicando las consideraciones, se simplifica la ecuación 4.4, como semuestra,

$$(\dot{m}C_p)_1 \frac{dT_1}{dx} = \frac{UA}{L}(T_2 - T_1), \quad (4.4)$$

$$i_2(\dot{m}C_p)_2 \frac{dT_2}{dx} = \frac{UA}{L}(T_1 - T_2), \quad (4.5)$$

$$(\dot{m}C_p)_1 \frac{dT_1}{dx} + i_2(\dot{m}C_p)_2 \frac{dT_2}{dx} = 0. \quad (4.6)$$

Las temperaturas de entrada y salida del intercambiador se consideran como:

$$T_1 = T_1, i \text{ en } x = 0.$$

$$T_2 = T_2, i \text{ en } x = L \text{ contraflujo.}$$

Suponiendo un intercambiador de calor de contraflujo, considerando los valores de flujo másico, entalpías, y temperaturas de los fluidos relacionados por medio del intercambiador, el balance de energía se da por la ecuación,

$$\dot{m}_R \frac{dh_R}{dt} + \dot{m}_{C_{pAP}} \frac{dT_{AP}}{dt} = 0. \quad (4.7)$$

4.3 CARACTERÍSTICAS DEL MÉTODO DEL CALORÍMETRO PARA LA DETERMINACIÓN DE LA FEEE EN EL LABORATORIO DE PRUEBAS

Los ensayos realizados a unidades condensadoras están descritas en la Norma oficial Mexicana [21], específicamente en el numeral 8 donde se describen los métodos de ensayos para la obtención del FEEE, y se resaltan las siguientes características.

1. La unidad condensadora bajo pruebas, debe instalarse en un cuarto que permita controlar la temperatura, humedad, y también que permita la libre circulación del aire en su interior, logrando el correcto funcionamiento de la unidad.

Para obtener los valores del equipo bajo pruebas, se hace lo siguiente:

- Medir la temperatura, y presión de las líneas de succión(punto 2 en FIGURA 3.3), y descarga(punto 3 en la FIGURA 3.3) de la unidad bajo pruebas, además medir el flujo másico, y realizar el cálculo de las entalpías.
 - Medir los valores de temperatura de entrada, y salida del sistema calorímetro, el flujo volumétrico, y obtener el cálculo de entalpías en el evaporador que se encuentra dentro del sistema calorímetro.
2. Dentro del circuito del sistema calorímetro deben estar instalados equipos para medir la temperatura promedio de líquido secundario, con una diferencia no mayor a 0.2 °C.
 3. La unidad condensadora, el sistema calorímetro, y la cámara de ambiente controlado se deben operar hasta que se alcancen las condiciones que se especifican en la tabla 4.1 [9, 21].

TABLA 4.1: Condiciones para obtener la FEEE. Tomado de [9].

Aplicación frigorífica	Temperatura ambiente de bulbo seco °C	Temperatura de evaporación °C	Temperatura de condensación °C	Sobre calentamiento °K	Humedad relativa %	Sub enfriamiento °K
Media temperatura	30.0 ± 1.0	-4.0 ± 0.5	$36.0 < ^\circ\text{C} < 42.0$	5.0 ± 0.5	$50.0 \% \pm 5.0 \%$	≥ 1.0
Baja temperatura	30.0 ± 1.0	-32.0 ± 0.5	$36.0 < ^\circ\text{C} < 42.0$	5.0 ± 0.5	$50.0 \% \pm 5.0 \%$	≥ 1.0

Según lo establecido en la Norma Oficial[9, 21], para la evaluación se debe tomar un promedio de 15 lecturas de potencia consumida por la unidad condensadora, bajo condiciones estables. Los instrumentos de medición instalados tienen un registro de calibración vigente, y tienen los siguientes valores:

TABLA 4.2: Instrumentos de medición para pruebas de unidades condensadoras.

Equipos de medición			
Nombre del equipo	Modelo	Identificación	Incertidumbre
Sensor de temperatura	TA2105	UC-TLC-2	$\pm 0.11 \text{ } ^\circ\text{C}$
Sensor de temperatura	TA2105	UC-TLC-5	$\pm 0.11 \text{ } ^\circ\text{C}$
Sensor de temperatura	TA2603	UC-TBH-2	$\pm 0.11 \text{ } ^\circ\text{C}$
Sensor de temperatura	TA2603	UC-TBS-2	$\pm 0.11 \text{ } ^\circ\text{C}$
Sensor de Presión	TN2105	UC-TBH-8	$\pm 0.0033 \text{ MPa}$
Sensor de Presión	TN2105	UC-TBS-8	$\pm 0.0029 \text{ MPa}$
Medidor de flujo	FTB-1317	UC-TS-3	$\pm 0.163 \frac{L}{min}$
Flujometro tipo Coriolis	2400SIA11B2SZZZ	UE-M-2	$\pm 0.05925 \frac{g}{s}$

4.4 TRANSFERENCIA DE CALOR ENTRE LOS FLUIDOS DENTRO DEL INTERCAMBIADOR, PARA LA ESTIMACIÓN DEL FEEE

Dentro del circuito de pruebas, los instrumentos de medición están ubicados e identificados como se muestra en el diagrama de la FIGURA 4.3.

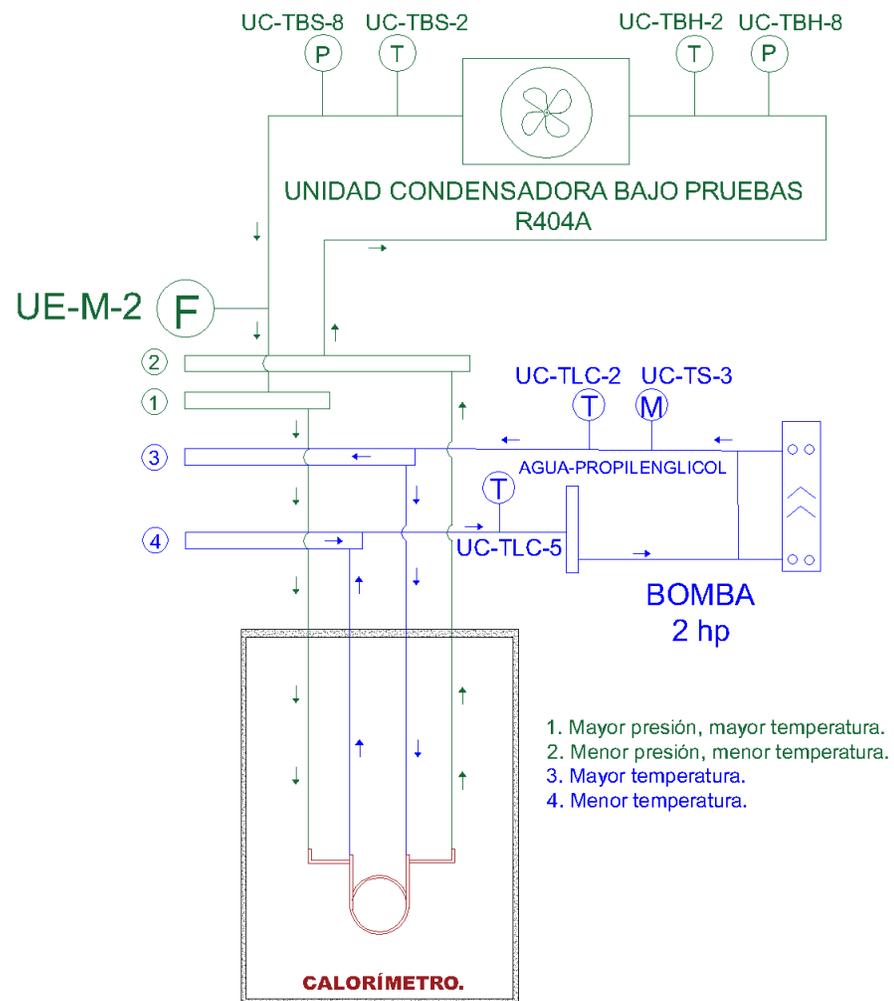


FIGURA 4.3: Diagrama instrumentado del circuito de pruebas.

Los valores de tensión, corriente, y potencia eléctrica se miden en la alimentación de la unidad condensadora, con un analizador de potencia PM5500. Los resultados de calibración se detallan en la TABLA 4.3.

TABLA 4.3: Equipos de medición para consumo eléctrico

Equipos de medición			
Nombre del equipo	Modelo	Identificación	Incertidumbre
Analizador de potencia.	PM5500	UC-UE-ME-2	-0.0229 ± 0.024 %
Transformador de corriente.	METSECTSCC010	UC-UE-TC-1	19.933 ± 0.036 %
Transformador de corriente.	METSECTSCC010	UC-UE-TC-2	19.933 ± 0.036 %
Transformador de corriente.	METSECTSCC010	UC-UE-TC-3	19.933 ± 0.036 %

4.4.1 CÁLCULOS DE TRANSFERENCIA DE CALOR

Las consideraciones del sistema son: se supone un sistema calorímetro totalmente aislado, por lo que se desprecian las pérdidas hacia el exterior. La mezcla agua-propilenglicol no cambia de fase, los cambios en la densidad son mínimos, por lo que también se desprecian. El calor específico se considera constantes, ya que los cambios con respecto a la temperatura son mínimos. Las transferencias de calor se derivan de las siguientes ecuaciones.

Para el fluido refrigerante R404A se tiene,

$$\dot{Q}_R = \dot{m}_R(h_{SR} - h_{ER}). \quad (4.8)$$

Para obtener el cálculo del flujo másico de la mezcla tenemos,

$$\dot{m}_{AP} = \frac{\dot{m}_R(h_{SR} - h_{ER})}{C_{pAP}(T_{SAP} - T_{EAP})}. \quad (4.9)$$

Para obtener el promedio de entalpia de la mezcla tenemos,

$$h_{APprom} = C_{pAP}(T_{SAP} - T_{EAP}). \quad (4.10)$$

Para obtener el calor que se transfiere de la mezcla hacia el refrigerante dentro del sistema calorímetro, se realizan los siguientes cálculos,

$$\dot{Q}_{AP} = \dot{m}_{AP}C_{pAP}(T_{SAP} - T_{EAP}). \quad (4.11)$$

4.4.2 CÁLCULO DE FEEE

El factor de Eficiencia Energética Estandarizado (FEEE), relaciona la capacidad frigorífica (q_t) con la potencia eléctrica consumida por el equipo (W_m), y cualquier otro accesorio auxiliar que consuma energía (W_{aux}), también toma en cuenta factores como el tipo de compresor y la altura respecto al nivel del mar donde se realizan los ensayos [9]. Los cálculos de la FEEE se describen a continuación,

$$FEEE = \frac{q_t + C_1}{W_m - C_2 + W_{aux}}. \quad (4.12)$$

Donde,

$$C_1 = 0.31 \text{ H},$$

$$C_2 = 0.086 \text{ H}.$$

La capacidad frigorífica de la unidad condensadora se obtiene de la siguiente forma,

$$q_t = \frac{q_{t1} + q_{t2}}{2}. \quad (4.13)$$

Donde,

$$q_{t1} = \dot{m}_R(h_2 - h_1). \quad (4.14)$$

También,

$$q_{t2} = W_{ent} - Q_{per}. \quad (4.15)$$

Donde,

$$W_{ent} = \rho_f V_f C_{pf} (T_{sal} - T_{ent}). \quad (4.16)$$

El parámetro de W_m se obtiene de un promedio de 15 lecturas de la potencia eléctrica que consume la Unidad Condensadora en estado estable. El parámetro W_{aux} se desprecia, ya que dentro del circuito de pruebas, no se considera algún sistema anexo que consuma potencia eléctrica.

4.5 CARACTERIZACIÓN DE LA RESPUESTA DINÁMICA DE UN SISTEMA

Para lograr caracterizar y encontrar el modelo que describa la respuesta dinámica del sistema calorímetro durante las pruebas a unidades condensadoras, se hizo lo siguiente. El comportamiento de la temperatura del fluido agua-propilenglicol, y el comportamiento de la temperatura y entalpía del líquido refrigerante R-404A, se obtiene siguiendo la metodología de Laszczyk P. [51]. Esta es una metodología para lograr un sistema de control de un intercambiador líquido-líquido de contraflujo

como el de la FIGURA 4.4. El autor resalta que el modelo de un intercambiador se puede validar teniendo datos medidos de entrada y salida. La metodología utiliza el modelo simplificado del intercambiador, suponiendo una distribución uniforme de temperaturas a lo largo del intercambiador, y seccionándolo en partes iguales. Posteriormente, realiza un promedio de las temperaturas que se miden en cada una de las fracciones en que se dividió el intercambiador. Este procedimiento, el autor lo describe como indicado para un mejor análisis del comportamiento de la temperatura dentro del intercambiador. Las ecuaciones que sigue el autor son las siguientes,

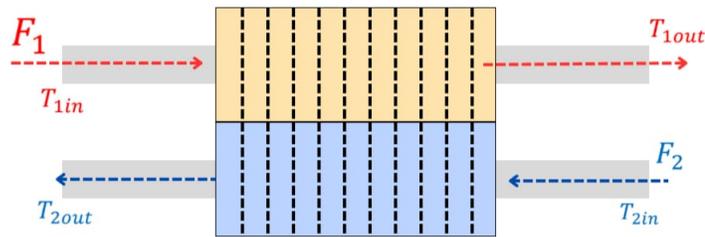


FIGURA 4.4: Intercambiador líquido-líquido de contraflujo.

$$C_{p1} \cdot \rho_1 \cdot V_1 \cdot \frac{dT_{1Avg}}{dt} = C_{p1} \cdot \rho_1 \cdot F_1 \cdot (T_{1in} - T_{1out}) - U \cdot A \cdot (T_{1Avg} - T_{2Avg}), \quad (4.17)$$

$$C_{p2} \cdot \rho_2 \cdot V_2 \cdot \frac{dT_{2Avg}}{dt} = C_{p2} \cdot \rho_2 \cdot F_2 \cdot (T_{2in} - T_{2out}) + U \cdot A \cdot (T_{2Avg} - T_{1Avg}). \quad (4.18)$$

Donde,

C_{P1}, C_{P2} = Calor específico de los fluidos

ρ_1, ρ_2 = Densidad de los fluidos

V_1, V_2 = Volumen de la cámara del intercambiador de calor

T_{1Avg}, T_{2Avg} = Temperatura promedio de los fluidos

F_1, F_2 = Caudal volumétrico de los fluidos

T_{in}, T_{out} = Temperatura de entrada y salida

U = Coeficiente total de transferencia de calor

A = Área total de transferencia de calor.

Para obtener la distribución de la temperatura se tiene,

$$T_{1Avg} = \frac{T_{1in} + T_{1out}}{2}, \quad (4.19)$$

$$T_{2Avg} = \frac{T_{2in} + T_{2out}}{2}. \quad (4.20)$$

Una vez que se obtienen las hojas de Excel con los datos obtenidos, se realiza el promedio de las temperaturas de los fluidos. También se realiza el promedio de las entalpías obtenidas del líquido refrigerante R-404A. El modelo característico que se obtiene es MIMO, donde se utilizan los datos y las relaciones que se muestran en la FIGURA 4.5.

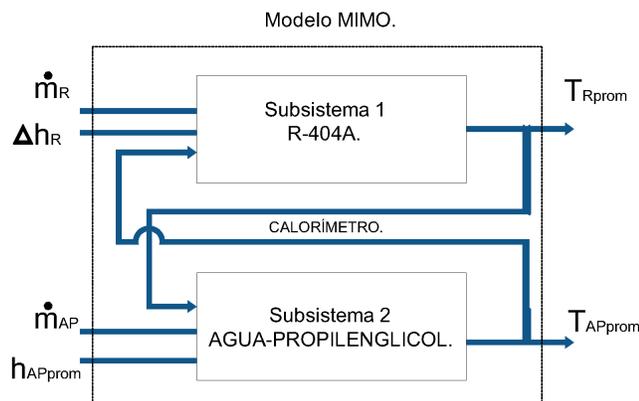


FIGURA 4.5: Diagrama de bloques del sistema.

Para la mezcla agua-propilenglicol y el fluido refrigerante R404-A, la distribución de la temperatura se da como,

$$T_{Rprom} = f_1(\dot{m}_R, \Delta h_R, T_{APprom}), \quad (4.21)$$

$$T_{APprom} = f_2(\dot{m}_{AP}, h_{APprom}, T_{Rprom}). \quad (4.22)$$

El modelo característico queda.

$$T_{Rprom}, T_{APprom} = f_{1,2}(\dot{m}_R, \Delta h_R, \dot{m}_{AP}, h_{APprom}). \quad (4.23)$$

4.6 INFORMACIÓN PARA LA CARACTERIZACIÓN Y MODELADO DE LA RESPUESTA DINÁMICA DEL CALORÍMETRO

La recolección de la información se da por medio de los diferentes instrumentos que se encuentran instalados. El sistema de medición toma un valor cada 30 segundos durante el tiempo que se mantenga el ensayo. Los valores que se obtienen se agregan de forma automática a un archivo de texto. Los valores obtenidos se observan como gráficas y números dentro de la pantalla principal. A continuación se describen los instrumentos de medición y equipos utilizados para realizar los ensayos.

En la FIGURA 4.6, se muestra un diagrama de bloques donde se pueden identificar los instrumentos instalados. Se toma como referencia el sistema calorímetro, y las flechas indican los instrumentos que están en la entrada y salida.

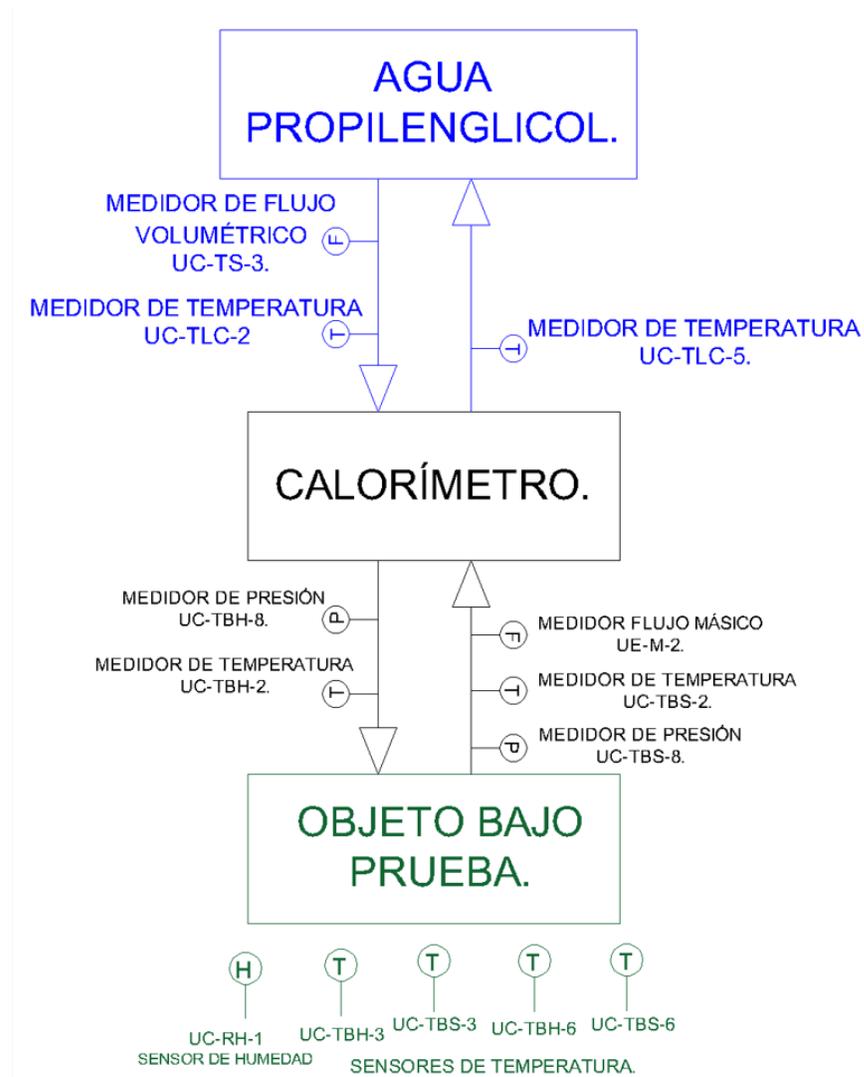


FIGURA 4.6: Diagrama de bloques con instrumentos de medición.

1. Medidor de flujo volumétrico UC-TBH-3. Este instrumento mide el caudal volumétrico en litros por minuto, con el que circula la mezcla agua-propilenglicol dentro del intercambiador de calor.



FIGURA 4.7: Instrumento UC-TS-3 medidor de flujo volumétrico.

2. Medidores de temperatura UC-TLC-2 y UC-TLC-5. Son instrumentos para medir la temperatura en grados centígrados de la mezcla agua-propilenglicol. Los instrumentos están ubicados en la entrada y salida del intercambiador. Estos instrumentos se configuran dentro del panel de control del sistema calorímetro. La configuración de los instrumentos es de acuerdo con las temperaturas deseadas para la mezcla.



FIGURA 4.8: Panel de control del sistema calorímetro.

3. Medidores de presión UC-TBH-8 y UC-TBS-8. Estos instrumentos son utilizados para medir la presión en Megapascales del fluido refrigerante R-404A. Estos instrumentos están instalados en la línea de entrada y salida del sistema calorímetro.



FIGURA 4.9: Medidores de presión.

4. Medidores de temperatura UC-TBH-2 y UC-TBS-2. Estos instrumentos miden la temperatura en grados centígrados del fluido refrigerante R-404A. Los instrumentos están instalados en la entrada y salida del intercambiador.



FIGURA 4.10: Medidores de temperatura.

5. Medidores de flujo másico UE-M-2. El flujometro tipo coriolis mide la cantidad de flujo másico en gramos por segundo, que circula por la línea del fluido refrigerante R-404A y dentro del intercambiador de calor.



FIGURA 4.11: Medidor de flujo másico.

6. Otros instrumentos de medición. Instrumentos de medición de temperatura ambiente: UC-TBH-3, UC-TBS-3, UC-TBH-6, y UC-TBS-6, son instrumentos que se encuentran instalados frente a la unidad condensadora bajo pruebas. La finalidad es medir los valores de temperatura en grados centígrados, del aire que circula por la cámara de ambiente controlado. Medidor de humedad relativa UC-RH-1. Este instrumento está instalado frente a la unidad condensadora bajo pruebas. Su finalidad es medir la humedad relativa que existe dentro de la cámara de ambiente controlado.

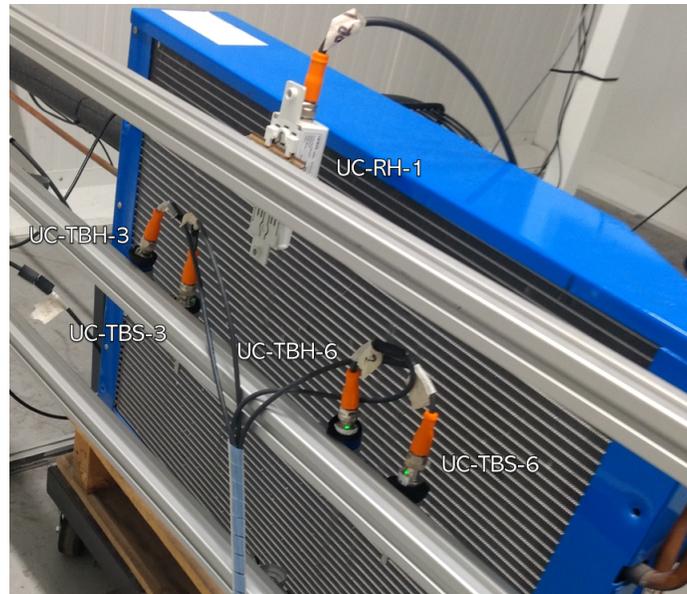


FIGURA 4.12: Instrumentos para medir temperatura ambiente y humedad relativa.

Los valores que se obtienen de los instrumentos de medición, se muestran en la pantalla principal, en forma de valores y gráficas, que describen las características del modelo y la respuesta dinámica del sistema.

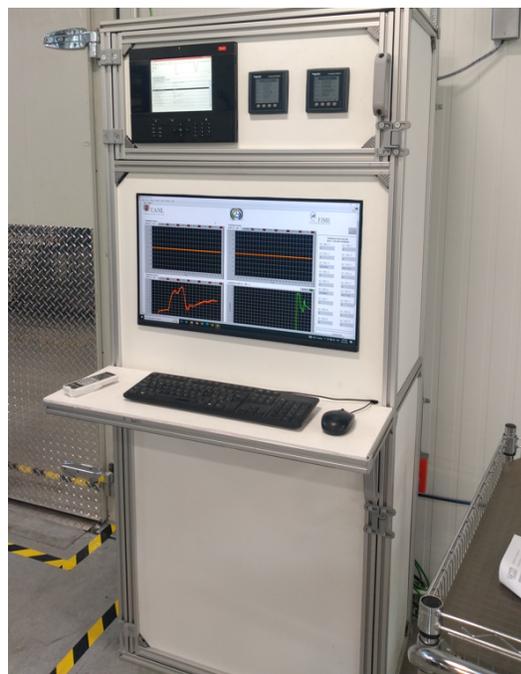


FIGURA 4.13: Pantalla principal.

Las mediciones están divididas en secciones diferentes como: Mediciones de la mezcla agua-propilenglicol llamado fluido caliente. Valores de humedad relativa y temperatura ambiente, a la que se encuentra expuesta la unidad condensadora bajo pruebas dentro de la cámara de ambiente controlado. También los valores de potencia eléctrica que consume la unidad condensadora.

- Las mediciones del fluido caliente se muestran dentro de una casilla y el comportamiento se describe en gráficas.

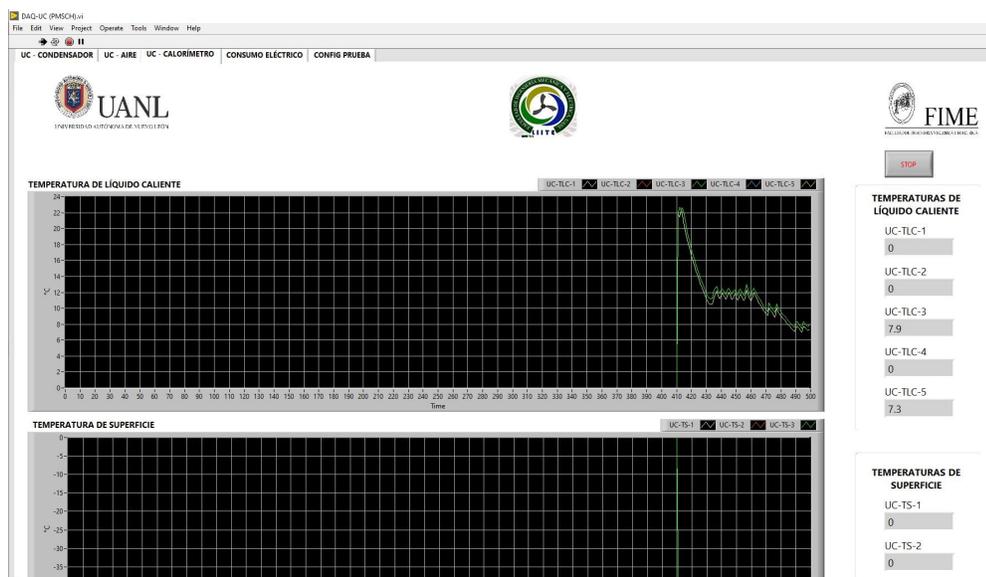


FIGURA 4.14: Ventana de mediciones para mezcla agua-propilenglicol.

- Las mediciones de fluido refrigerante R-404A se muestra dentro de una casilla y su comportamiento en gráficas.

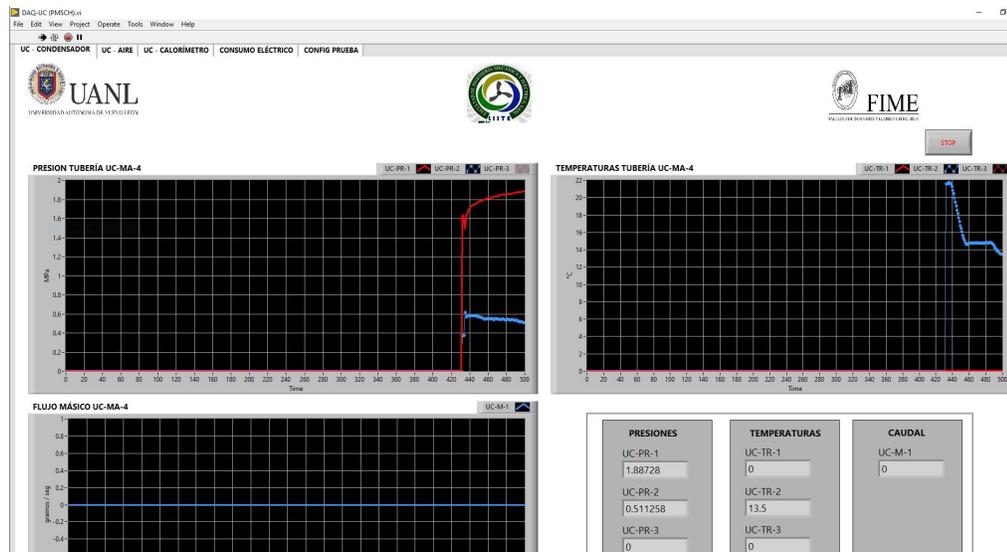


FIGURA 4.15: Ventana de mediciones para refrigerante R-404A.

- Otras variables como la humedad relativa, y temperatura de la cámara de ambiente controlado, se muestran en casillas y en la pantalla principal.

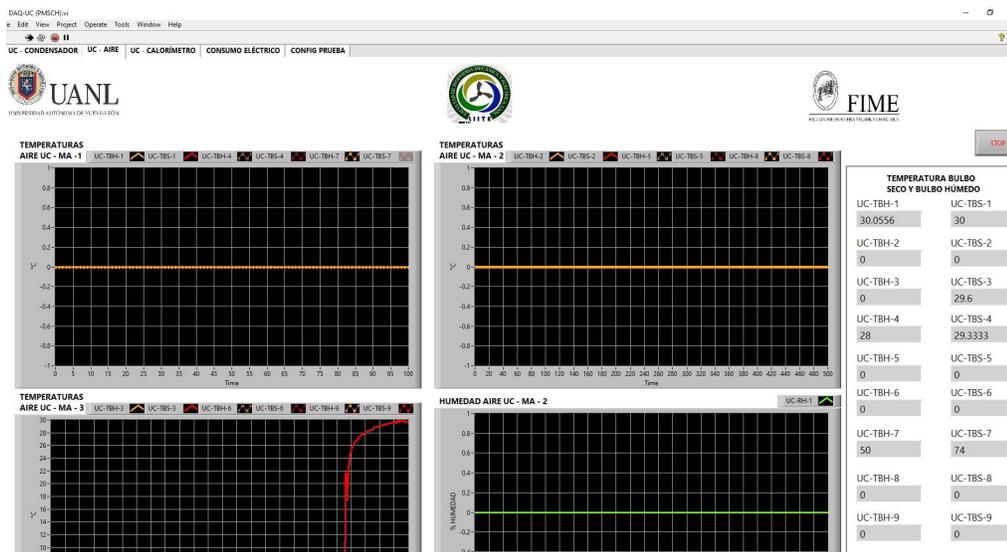


FIGURA 4.16: Ventana de mediciones para cámara de ambiente controlado.

- El consumo eléctrico de la unidad condensadora bajo pruebas, se muestran como: tensión entre fases, tensión de línea a neutro, corriente de línea, y potencia total.

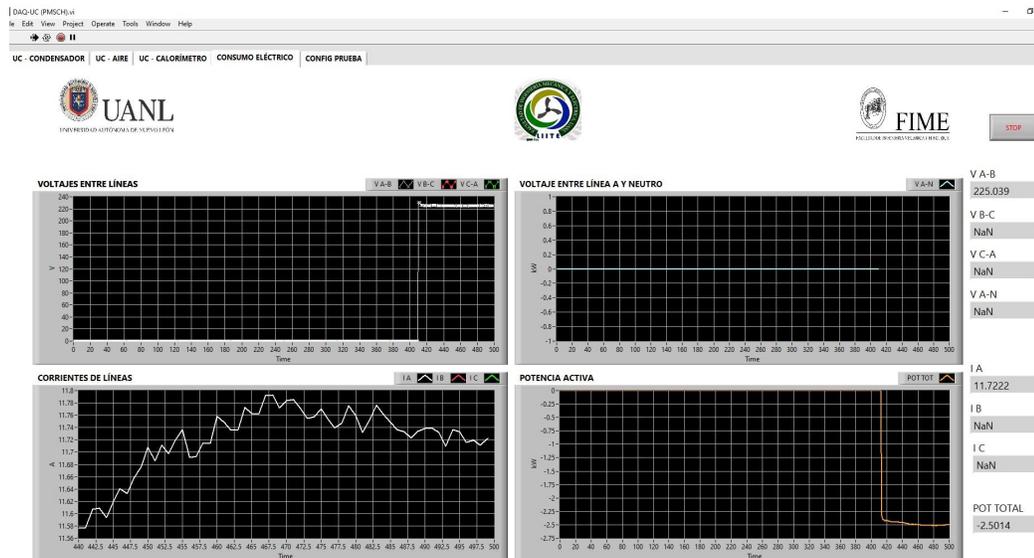


FIGURA 4.17: Ventana de mediciones eléctricas.

4.7 CARACTERIZACIÓN DE LA RESPUESTA DINÁMICA DEL SISTEMA

Para la identificación del sistema, y posteriormente caracterizar la respuesta con ayuda de las herramientas computacionales, se ingresa a la interfaz de la herramienta la mayoría de datos de los que se tengan disponibilidad. Los datos que se ingresan deben tener relación entre sí, para que sea posible a las herramientas numéricas la identificación de dicha relación. Con los datos obtenidos, se cuenta con información propia de los fenómenos que ocurren a través de parámetros como: temperatura, flujo másico, y entalpía. Con las temperaturas medidas en la entrada y salida del intercambiador, y siguiendo la metodología de Laszczyk P. [51], se realizó un promedio. Las entalpías para el fluido R-404A, tanto en la entrada como en la

salida del intercambiador, se determinaron con la ayuda de la herramienta CoolProp, y se decidió tomar la diferencia entre ellas. La entalpía del fluido agua-propilenglicol, no se puede calcular con la ayuda de la herramienta CoolProp, por lo que se decidió calcular el promedio siguiendo la ecuación 4.10. El flujo másico del fluido R-404A, se obtiene con medición directa a través de un flujometro de efecto coriolis. El flujo másico del fluido agua-propilenglicol, se calculó con la ayuda de la ecuación 4.9. Para la manipulación de los datos obtenidos en los ensayos, se realizó lo siguiente:

- Primero. Los datos mostrados en el documento de texto se exportan a un documento Excel.
- Segundo. Estando los datos en las hojas de Excel, se realizaron los cálculos faltantes antes de ingresarlos al software Matlab. Este procedimiento se hizo a cada uno de los ensayos realizados, y los documentos se guardaron como archivos independientes.
- Tercero. Se cargan las hojas de Excel al software Matlab, y se realiza la identificación, y caracterización.

Para la caracterización de la respuesta, la cantidad de unidades condensadoras utilizadas en los ensayos fueron 4. Cada una de las unidades tiene características diferentes entre ellas. Se realizaron dos ensayos a cada unidad. Los ensayos se realizaron de junio a noviembre del año 2023, y se identificaron como se muestran en la TABLA 4.4 . Los datos obtenidos se emplearon para desarrollar un algoritmo que utiliza la herramienta de identificación de sistemas (tfest), e identificación del modelo de espacio-estados (srest). Estas herramientas permiten identificar el modelo matemático que describe el ensayo y que se utiliza para estimar el comportamiento de la temperatura para las pruebas futuras. Además, los datos fueron utilizados en una herramienta de red neuronal (Neural Net Fitting, NNF), también con la finalidad de obtener el modelo característico y estimar las salidas del sistema.

TABLA 4.4: Nombre de los ensayos realizados

ESD1: 100 % de datos para estimar 100 %		ESD2: 75 % de datos para estimar 25 %	
Fecha	Nombre	Fecha	Nombre
Junio	Ensayo A	05-Junio	Ensayo A1
		06-Junio	Ensayo A2
Julio	Ensayo B	04-Julio	Ensayo B1.
		06-Julio	Ensayo B2
Agosto	Ensayo C	15-Agosto	Ensayo C1
		16-Agosto	Ensayo C2
Noviembre	Ensayo D	14-Noviembre	Ensayo D1
		18-Noviembre	Ensayo D2

Se emplearán dos métodos para la utilización de las herramientas y la estimación de resultados. El primer Esquema de Selección de Datos (ESD1), utiliza el 100 % de los datos obtenidos del primer ensayo para obtener el modelo característico, y después utilizarlo para estimar los resultados del segundo ensayo. El segundo Esquema de Selección de Datos (ESD2), utiliza el 75 % de los datos de un ensayo para identificar el modelo característico, y después utilizarlo para estimar el 25 % restante. En la TABLA 4.5 se muestra los porcentajes de datos que se utilizaron para entrenamiento y estimación.

TABLA 4.5: Uso de los datos obtenidos en los ensayos.

Nombre	ESD1		ESD2	
	Entrenamiento	Validación	Entrenamiento	Validación
Ensayo A1	✓	x	75 %	25 %
Ensayo A2	x	✓	75 %	25 %
Ensayo B1	✓	x	75 %	25 %
Ensayo B2	x	✓	75 %	25 %
Ensayo C1	✓	x	75 %	25 %
Ensayo C2	x	✓	75 %	25 %
Ensayo D1	✓	x	75 %	25 %
Ensayo D2	x	✓	75 %	25 %

4.8 DESARROLLO DEL ALGORITMO

Para desarrollar las pruebas que se indican en la TABLA 4.4, se desarrollaron tres algoritmos de identificación de sistemas utilizando tres herramientas que son: función de transferencia estimada (tfest), modelo espacio-estado (srest), y red neuronal (Neural Net Fitting, NNF). Para saber cuál es la función o modelo correcto, fue necesario calcular un error, por lo que se utilizó el cálculo del error medio cuadrático normalizado, y así hacer una comparativa entre los resultados de las herramientas.

4.8.1 ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO

El error cuadrático medio normalizado (NMSE), se utiliza para estimar las desviaciones o errores que existen entre los datos estimados y los datos medidos dentro de un fenómeno estudiado. Este cálculo suma los errores o desviaciones en valores absolutos, lo que facilita entender lo que ocurre dentro del fenómeno. Los valores de NMSE grandes no representan que el modelo que describe el fenómeno sea incorrecto. Los valores grandes muchas veces pueden significar que ocurre un fenómeno que cambia frecuentemente en tiempo y/o espacio. Un NMSE bajo, indica que el modelo que describe el fenómeno tiene un buen rendimiento en tiempo y/o espacio. Para el cálculo del NMSE se sigue las siguientes ecuaciones,

$$NMSE_{TR} = \frac{\sum_{i=1}^N E^2(k)}{\sum_{i=1}^N (TR)^2(k)}, \quad (4.24)$$

$$NMSE_{TAP} = \frac{\sum_{i=1}^N E^2(k)}{\sum_{i=1}^N (TAP)^2(k)}. \quad (4.25)$$

Donde,

$$E_{TR} = (TR) - (TREST), \quad (4.26)$$

$$E_{TAP} = (TAP) - (TAPEST). \quad (4.27)$$

4.8.2 HERRAMIENTA FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA (TFEST) Y ESPACIO-ESTADO (SSEST) PARA LA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS

1. Se cargan al software Matlab, los datos medidos y calculados, de las variables que son necesarias y que se encuentran en las hojas de Excel. El porcentaje de datos a utilizar se define de acuerdo al tipo de ensayo que se realizara y como se establece en la TABLA 4.4.
2. Dentro del algoritmo es necesario identificar las variables de entrada y salida como se muestra en el diagrama de la FIGURA 4.17, y posteriormente se integran a la herramienta tfest o ssest. La herramienta tfest genera la función de transferencia que representa la relación de cada una de las entradas con la salida. La función ssest genera ecuaciones de espacio-estado que describen la relación que tienen las entradas y la salida.
3. Se calcula el error existente entre la salida medida y la salida estimada, siguiendo el método de error cuadrático medio normalizado (NMSE).
4. Se manipula el orden propuesto de la función tfest y ssest hasta encontrar la función de transferencia o la ecuación espacio-estado, que tenga el menor error entre la salida medida y la salida estimada. Al encontrar el mínimo error, se decide respetar ese orden en las dos herramientas, para que sea, más fácil hacer una comparación.
5. Con ayuda del cálculo del error, se encuentra el orden de la ecuación y función idónea para el estudio. Más adelante, se creó una tabla comparativa con los errores encontrados.

6. Se muestran las tablas comparativas de los errores encontrados usando las dos herramientas. Únicamente se muestran las gráficas comparativas entre las temperaturas medidas y las temperaturas estimadas, de los errores más pequeños. El resto de gráficas se pueden observar en el capítulo de APÉNDICE.

```

—————TIEMPO DE MUESTREO—————
TS=30;
—————Prueba 1.—————
————TAMAÑO DE PRUEBA————
NIM=0:0.5:149.5;
————ENTRADAS————
mR11=xlsread('Primera Prueba 05-Junio-2023.xlsx','K7:K622');
DhR11=xlsread('Primera Prueba 05-Junio-2023.xlsx','P7:P622');
mAP11=xlsread('Primera Prueba 05-Junio-2023.xlsx','F7:F622');
DhAP11=xlsread('Primera Prueba 05-Junio-2023.xlsx','S7:S622');
mR12=xlsread('Primera Prueba 06-Junio-2023.xlsx','K7:K306');
DhR12=xlsread('Primera Prueba 06-Junio-2023.xlsx','P7:P306');
mAP12=xlsread('Primera Prueba 06-Junio-2023.xlsx','F7:F306');
DhAP12=xlsread('Primera Prueba 06-Junio-2023.xlsx','S7:S306');
————SALIDAS————
TR11=xlsread('Primera Prueba 05-Junio-2023.xlsx','R7:R622');
TAP11=xlsread('Primera Prueba 05-Junio-2023.xlsx','Q7:Q622');
TR12=xlsread('Primera Prueba 06-Junio-2023.xlsx','R7:R306');
TAP12=xlsread('Primera Prueba 06-Junio-2023.xlsx','Q7:Q306');

————RELACIÓN ENTRADAS-SALIDAS.————
DT11=iddata(TR11,[mR11 DhR11 TAP11],TS);
DT12=iddata(TAP11,[mAP11 DhAP11 TR11],TS);
————FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA 1.————
FT11=tfest(DT11,3)

————FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA 2.————
FT12=tfest(DT12,3)

————ESTIMACIÓN DE SALIDAS.————
S11EST=sim(FT11,[mR12 DhR12 TAP12],TS);
S12EST=sim(FT12,[mAP12 DhAP12 TR12],TS);

————ERROR EXISTENTE ENTRE ENTRADAS Y SALIDAS.————
EPRED11=TR12-S11EST;
EPRED12=TAP12-S12EST;
————ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO (NMSE) R-404A.————
ER11=(EPRED11' * EPRED11)/(TR12' * TR12)

```

—————ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO (NMSE) A-P.—————

$EAP12=(EPRED12' * EPRED12)/(TAP12' * TAP12)$

Código 4.1: Ejemplo del uso de la herramienta tfest en el software Matlab.

```

—————TIEMPO DE MUESTREO—————
TS=30;
—————Prueba 1.—————
—————TAMAÑO DE PRUEBA—————
N2M=0:0.5:199.5;
—————ENTRADAS—————
mR21=xlsread('Prueba a UC 04-Julio-2023.xlsx','K7:K291');
DhR21=xlsread('Prueba a UC 04-Julio-2023.xlsx','P7:P291');
mAP21=xlsread('Prueba a UC 04-Julio-2023.xlsx','F7:F291');
DhAP21=xlsread('Prueba a UC 04-Julio-2023.xlsx','S7:S291');
mR22=xlsread('Prueba a UC-06-Julio-2023.xlsx','K7:K406');
DhR22=xlsread('Prueba a UC-06-Julio-2023.xlsx','P7:P406');
mAP22=xlsread('Prueba a UC-06-Julio-2023.xlsx','F7:F406');
DhAP22=xlsread('Prueba a UC-06-Julio-2023.xlsx','S7:S406');
—————SALIDAS—————
TR21=xlsread('Prueba a UC 04-Julio-2023.xlsx','R7:R291');
TAP21=xlsread('Prueba a UC 04-Julio-2023.xlsx','Q7:Q291');
TR22=xlsread('Prueba a UC-06-Julio-2023.xlsx','R7:R406');
TAP22=xlsread('Prueba a UC-06-Julio-2023.xlsx','Q7:Q406');

—————RELACIÓN ENTRADAS-SALIDAS.—————
DT21=iddata(TR21,[mR21 DhR21 TAP21],TS);
DT22=iddata(TAP21,[mAP21 DhAP21 TR21],TS);

—————ECUACIÓN ESPACIO-ESTADO 1.—————
FT21=ssest(DT21,6)
—————ECUACIÓN ESPACIO-ESTADO 2.—————
FT22=ssest(DT22,5)

—————ESTIMACIÓN DE SALIDAS.—————
S21EST=sim(FT21,[mR22 DhR22 TAP22]);
S22EST=sim(FT22,[mAP22 DhAP22 TR22]);

—————ERROR EXISTENTE ENTRE ENTRADAS Y SALIDAS.—————
EPRED21=TR22-S21EST;
EPRED22=TAP22-S22EST;
—————ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO (NMSE) R-404A.—————
ER21=(EPRED21' * EPRED21)/(TR22' * TR22)

```

—————ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO (NMSE) A-P.—————
EAP22=(EPRED22' * EPRED22)/(TAP22' * TAP22)

Código 4.2: Ejemplo del uso de la herramienta ssest en el software Matlab.

4.8.3 USO DE LA HERRAMIENTA NEURAL NET FITTING (NNF)

1. Para ingresar los datos medidos y calculados a la herramienta NNF, es necesario hacer hojas de Excel donde se ubiquen específicamente los datos de entrada y salida de ensayo.
2. Al iniciar con la herramienta, se muestra la estructura interna que maneja, y al seleccionar la opción de Next se muestra la ventana donde se ingresan los datos de entradas y salidas de los ensayos. La ventana agrega la opción de usar los datos como matriz de columnas o filas, y para fines de la investigación que se está realizando, se usa la opción de filas.
3. Después de cargar los datos a la herramienta, se selecciona en Next para pasar a la siguiente ventana donde se selecciona el porcentaje de datos que se utiliza como entrenamiento, validación, y prueba. En esta ventana se dejan los valores que se tienen en automático, los cuales son: 70 % de entrenamiento, 15 % de validación, y 15 % de prueba.
4. Ya que se tienen los porcentajes de entrenamiento, validación, y prueba, la siguiente ventana da la opción de elegir el número de neuronas que se quieren utilizar. Para esta investigación se utilizaron 15 neuronas para todos los ensayos.
5. La siguiente ventana es de entrenamiento de la red, donde se da la opción de elegir un algoritmo de entrenamiento. En esta ventana se elige el algoritmo llamado Levenberg-Marquardt, que la ventana lo tiene en automático. Se selecciona la opción Train para generar el entrenamiento. Al finalizar el entrenamiento, se genera una ventana donde se muestran los datos que obtuvieron

- del entramiento. Para continuar, se cierra la ventana de datos de entrenamiento y se selecciona Next.
6. Al continuar, se genera una ventana donde se puede realizar el entrenamiento nuevamente, ahí se pueden ingresar nuevos datos y cambiar la forma de la matriz. En esta ventana no se modifica ninguna opción, solo se selecciona Next para continuar.
 7. La antepenúltima ventana es la implementación de la solución, donde se muestran las opciones para utilizar el resultado. Se utiliza la función de Application Deplyment seleccionando Matlab Función, que genera un código extenso en una ventana nueva de Matlab. Este código describe las funciones que utiliza la red neuronal para generar el comando llamado `myNeuralNetworkFunction`, que es el comando que se utiliza dentro del algoritmo para la estimación del modelo, y estimar las salidas del sistema bajo estudio. La hoja de código se guarda como un archivo nuevo, dentro de la carpeta donde se encuentran los ensayos que se utilizan para la identificación del sistema.
 8. La última ventana brinda opciones para guardar los códigos generados. Esta ventana no se modifica, solo se selecciona finalizar. El procedimiento se realiza para cada una de los ensayos que se realizan.
 9. Para crear el algoritmo de identificación y estimación, se cargan al software Matlab, los datos medidos y calculados de las variables que son necesarias y que se encuentran en las hojas de Excel. El porcentaje de los datos se define de acuerdo con el ensayo que se realiza y como se establece en la TABLA 4.4.
 10. Se utilizan los datos de prueba que se cargaron al inicio junto con el comando `myNeuralNetworkFunction` generado para ese ensayo, y así estimar los valores de las salidas.
 11. De la misma forma en que se calcula un error al utilizar las herramientas `ttest` y `ssest`, al utilizar NNF se calcula el error, y los resultados se agregan a las

tablas comparativas. En los casos donde la herramienta dio los errores más pequeños en la identificación y estimación de salidas, esas gráficas se muestran y el resto se encuentra en el capítulo de APÉNDICE.

```

—————Prueba 1.—————
——TAMANO DE PRUEBA.——
NIM=0:0.5:234;

——ENTRADAS——
mR1=xlsread('Pruebas a UC - 16-Agosto-2023.xlsx','K7:K475');
DhR1=xlsread('Pruebas a UC - 16-Agosto-2023.xlsx','P7:P475');
mAPI=xlsread('Pruebas a UC - 16-Agosto-2023.xlsx','F7:F475');
DhAPI=xlsread('Pruebas a UC - 16-Agosto-2023.xlsx','S7:S475');

——SALIDAS——
TR1=xlsread('Pruebas a UC - 16-Agosto-2023.xlsx','R7:R475');
TAP1=xlsread('Pruebas a UC - 16-Agosto-2023.xlsx','Q7:Q475');

——FUNCIÓN NNF PARA ESTIMACIÓN.——
test1=[mR1 DhR1 TAP1];
Pred1=myNeuralNetworkFunctionR(test1)

——ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO (NMSE).——
Error1=TR1-Pred1;
ER1=(Error1' * Error1)/(TR1' * TR1)

```

Código 4.3: Ejemplo del uso de la herramienta NNF en el software Matlab.

CAPÍTULO 5

IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS

A continuación se muestran los resultados obtenidos al finalizar los ensayos. Con la ayuda de FIGURAS y gráficas se muestran los modelos identificados, y el comportamiento de las temperaturas estimadas. Se detallan datos y puntos claves que arrojan los resultados que se declaran al finalizar.

5.1 OBTENCIÓN DE DATOS PARA EL APRENDIZAJE DEL ALGORITMO

Se empleo los datos provenientes de los ensayos de 4 unidades condensadoras con características diferentes, entre una y otra. Se realizaron dos ensayos por unidad condensadora de acuerdo a sus características y cumpliendo con la norma oficial. Los ensayos realizados a una unidad condensadora estuvieron dentro del rango de uno a cuatro días. El tiempo que duró el ensayo es de media hora hasta dos horas, y está ligado al tiempo que tardó la unidad en llegar a mantener un comportamiento estable para obtener el FEEE. Para graficar los parámetros de entradas y salidas, y además hacer una comparación entre ellos; el tiempo de prueba se limitó a 70 minutos, que son 140 mediciones. Los 70 minutos que se tomaron como basé, se deben al ensayo con menor tiempo.

Al ser la obtención del Factor de Eficiencia Energético Estandarizado (IEEE) la finalidad principal de los ensayos, se cuidó que las condiciones de la cámara de ambiente controlado donde se mantenía la unidad condensadora, fueran las mismas en todos los ensayos. De la misma forma, se buscó que las condiciones del sistema calorímetro fueran las mismas durante las pruebas. Es importante mencionar que las condiciones ambientales en las que se encuentra el sistema calorímetro cambian de un momento a otro, debido a que existe un circuito de intercambio de calor externo que está en contacto con el ambiente. Además, la configuración del sistema de control del sistema calorímetro, resulta complicada dada la complejidad de los fenómenos que ocurren, por lo que no se puede predecir en un primer ejercicio el comportamiento que tendrá durante el ensayo.

Siendo la finalidad de la investigación, la identificación del sistema para la caracterización de la respuesta dinámica, no fue estrictamente necesario que los ensayos realizados fueran bajo las mismas condiciones y que también tuvieran repetitividad entre ellos. Los parámetros necesarios para el desarrollo de la investigación son: flujo másico, diferencia de entalpía, y promedio de temperatura del refrigerante R-404A. Y flujo másico, promedio de entalpía, y promedio de temperatura de la mezcla agua-propilenglicol. El comportamiento de los parámetros utilizados se describen a continuación.

5.1.1 REFRIGERANTE R-404A

En la FIGURA 5.1 se muestran los comportamientos de los flujos másicos del refrigerante R-404A, utilizados como parámetros de entrada al sistema. Se observa que los comportamientos son diferentes entre sí, aun cuando la unidad bajo prueba es la misma. Para los ensayos A1 y A2 se utilizó una unidad condensadora con capacidad frigorífica de 4.134 kW y potencia eléctrica de 2.125 kW. En el ensayo A1, existe un comportamiento descendente durante 35 minutos. El ensayo comienza en $0.057 \frac{kg}{s}$, y llega a $0.047 \frac{kg}{s}$. Los siguientes 5 minutos existió un incremento que llegó

a $0.05 \frac{kg}{s}$. Los 30 minutos finales del ensayo, el comportamiento fue descendiente hasta llegar a $0.045 \frac{kg}{s}$. El ensayo A2 duró 70 minutos y su comportamiento osciló dentro del rango de 0.036 a $0.042 \frac{kg}{s}$.

En los ensayos B1 y B2 se utilizó una unidad condensadora con capacidad frigorífica de 3.317 kW, y una potencia eléctrica de 4.105 kW. Los primeros 50 minutos del ensayo B1, se tuvo un comportamiento ascendente y descendente dentro del rango de 0.04 y $0.055 \frac{kg}{s}$. Los 20 minutos restantes de la prueba existió un cambio repentino, con oscilaciones dentro del rango de 0.039 a $0.043 \frac{kg}{s}$. Durante el ensayo B2, se observó un comportamiento ascendente durante los primeros 3 minutos, partiendo de $0.042 \frac{kg}{s}$ hasta llegar a $0.05 \frac{kg}{s}$. Durante los 5 minutos siguientes, el comportamiento fue descendente hasta llegar a $0.038 \frac{kg}{s}$. El comportamiento durante los minutos finales, osciló dentro del rango de 0.038 a $0.04 \frac{kg}{s}$.

Para los ensayos C1 y C2 se utilizó una unidad condensadora con capacidad frigorífica de 16.892 kW y una potencia eléctrica de 5.716 kW. El ensayo C1 tuvo comportamiento ascendente durante los primeros 6 minutos, partiendo de $0.029 \frac{kg}{s}$ hasta llegar a $0.043 \frac{kg}{s}$. Después del minuto 6 el comportamiento fue descendente durante 4 minutos hasta llegar a $0.033 \frac{kg}{s}$. Los 60 minutos restantes del ensayo, los datos oscilaron dentro del rango de 0.033 a $0.04 \frac{kg}{s}$. Los valores del ensayo C2, oscilaron dentro del rango de 0.033 a $0.043 \frac{kg}{s}$.

En los ensayos D1 y D2 se utilizó una unidad condensadora con capacidad frigorífica de 4.316 kW y una potencia eléctrica de 4.713 kW. Durante el tiempo que tardó el ensayo D1 se tuvo un comportamiento descendente que inició en $0.074 \frac{kg}{s}$ y finalizó en $0.032 \frac{kg}{s}$. En el ensayo D2 se tuvo un comportamiento descendente en los primeros 17 minutos, partiendo de $0.075 \frac{kg}{s}$ hasta llegar a $0.052 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 18 y el minuto 36 el comportamiento fue descendente hasta para llegar a $0.038 \frac{kg}{s}$. Los 10 minutos siguientes, se observó un comportamiento que osciló entre

0.038 a $0.045 \frac{kg}{s}$. En los 24 minutos finales, los valores se mantuvieron dentro del rango de 0.042 a $0.045 \frac{kg}{s}$.

Flujo másico de R-404A

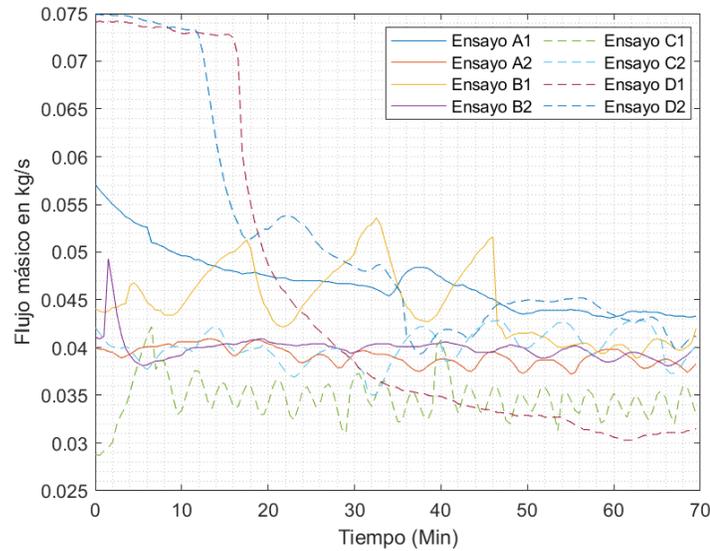


FIGURA 5.1: Comportamientos de los flujos másicos de R-404A.

En la FIGURA 5.2 se observan valores de la diferencia de entalpía entre lo medido en la entrada y salida, con respecto al sistema calorímetro. El ensayo A1, comienza en cero y por 12 minutos se tiene un comportamiento ascendente que llega a $32 \frac{kJ}{kg}$. Los siguientes 38 minutos se observan comportamientos con oscilaciones dentro del rango de $28 \frac{kJ}{kg}$ a $32 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 50 a 52, el comportamiento fue ascendente hasta llegar a $33 \frac{kJ}{kg}$. Los 18 minutos restantes del ensayo, el comportamiento fue oscilatorio entre 34 y $32 \frac{kJ}{kg}$. En el ensayo A2, se registró un comportamiento ascendente por 9 minutos, partiendo en $33 \frac{kJ}{kg}$ y llegando a $36 \frac{kJ}{kg}$. Los siguientes 4 minutos el comportamiento fue descendente llegando a $24 \frac{kJ}{kg}$. Durante los siguientes 9 minutos, el comportamiento fue ascendente hasta llegar a $37 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 22 al minuto 57 el comportamiento osciló dentro del rango de 34 a $37 \frac{kJ}{kg}$. Los siguientes 2

minutos los valores descendieron hasta llegar a $30 \frac{kJ}{kg}$. Y en los últimos 11 minutos, el comportamiento ascendió hasta $36 \frac{kJ}{kg}$.

Los primeros 2 minutos del ensayo B1, se registró un comportamiento ascendente, partiendo de $30 \frac{kJ}{kg}$ hasta llegar a $34 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto los valores descendieron hasta llegar a $27 \frac{kJ}{kg}$. Después de este tiempo, los datos tienen un comportamiento oscilatorio y repetitivo del minuto 3 al minuto 46, con valores dentro de los 27 y $51 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto se observa un comportamiento ascendente que llega a $48 \frac{kJ}{kg}$. Después los valores descendieron durante otro minuto hasta llegar a $33 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 48 al 56, el comportamiento fue ascendente hasta llegar a $48 \frac{kJ}{kg}$. Los siguientes 10 minutos, el comportamiento osciló dentro del rango de 48 a $52 \frac{kJ}{kg}$. Los 2 minutos siguientes se registraron valores descendentes que llegan a $36 \frac{kJ}{kg}$. En los 2 minutos finales, el comportamiento fue ascendente llegando a $46 \frac{kJ}{kg}$.

Los valores de los ensayos C1 y C2 tuvieron los comportamientos más parecidos entre si. El ensayo C1 registro valores con un comportamiento oscilatorio dentro del rango de 22 a $44 \frac{kJ}{kg}$, durante los 70 minutos del ensayo. El valor más pequeño se encuentra en el minuto 5, siendo de $23 \frac{kJ}{kg}$, y el punto más alto fue en el minuto 16, siendo de $44 \frac{kJ}{kg}$. Los incrementos y decrementos en los comportamientos no superaron los 5 minutos. El comportamiento del ensayo C2 es similar al anterior; su comportamiento fue oscilatorio durante los 70 minutos del ensayo. Los incrementos y decrementos en los comportamientos fueron más duraderos en este ensayo, siendo mayores a 5 minutos. El comportamiento se mantuvo oscilando dentro del rango de 28 a $44 \frac{kJ}{kg}$. Los valores más pequeños están en los minutos 6, 14, y 32, siendo de $28 \frac{kJ}{kg}$. El valor más alto se encuentra en el minuto 63, siendo de $44 \frac{kJ}{kg}$.

En los ensayos D1 y D2, se observan los comportamientos diferentes entre sí. En los primeros 15 minutos del ensayo D1 los valores fueron cercanos a 0. En el

minuto 15 el comportamiento comenzó a ascender por un 1 minuto hasta llegar a $33 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 16 al 29 el comportamiento fue descendente, llegando a $27 \frac{kJ}{kg}$. En los 4 minutos siguientes, el comportamiento fue ascendente, llegando a $32 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 33 al 53, el comportamiento fue descendente, llegando a $28 \frac{kJ}{kg}$. En el minuto 53 comienza un comportamiento ascendente que duró 4 minutos y llegó a $38 \frac{kJ}{kg}$. En los últimos 13 minutos se registró un comportamiento descendente, que llegó a $28 \frac{kJ}{kg}$. En el ensayo D2, durante los primeros 11 minutos los valores estuvieron cercanos a 0. Después del minuto 11 los valores comenzaron a ascender llegando al valor más alto del ensayo, que fue de $51 \frac{kJ}{kg}$, y que se encuentra en el minuto 29. Del minuto 29 al 35 el comportamiento fue descendente, llegando al valor de $14 \frac{kJ}{kg}$. En el minuto 35 comenzó un nuevo comportamiento ascendente que tardó 1 minuto y llegó al valor de $54 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 36 al 57 los valores descendieron de 54 a $53 \frac{kJ}{kg}$. En el minuto 57 el comportamiento comenzó a ser descendente por 7 minutos y llegando a $17 \frac{kJ}{kg}$. Los últimos 6 minutos del ensayo, el comportamiento comenzó a ascender llegando a $18 \frac{kJ}{kg}$ y mantenerse ahí hasta que terminó el ensayo.

Diferencia de entalpía de R-404A calculado

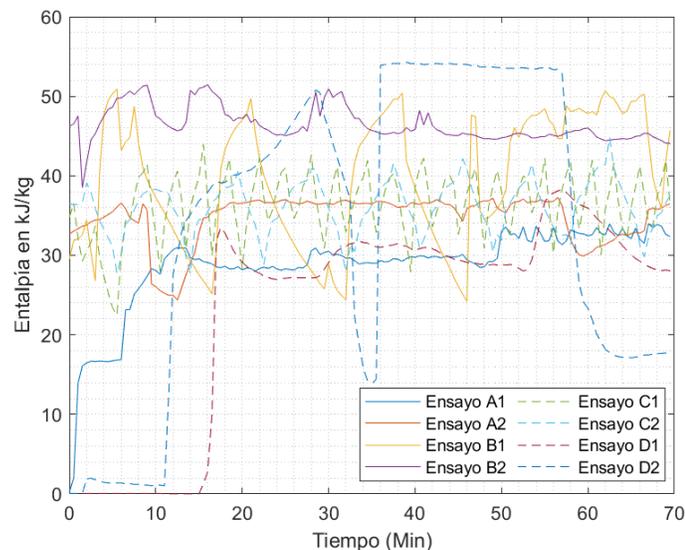


FIGURA 5.2: Comportamiento entre las diferencias de entalpías de R-404A.

En la figura 5.3 se puede apreciar la relación que mantienen los valores de entalpía con los valores de temperatura al momento de estudiar este sistema. El comportamiento de la temperatura durante las pruebas es contrario al comportamiento de la entalpía. Si bien, no parten del mismo origen, si toman el mismo tiempo de estabilización, y de cambios ascendentes y descendentes en la temperatura. Si se comparan las gráficas 5.2 y 5.3, se podrá ver valores que son iguales en ambas gráficas. Estos valores están en los cruces de las líneas del comportamiento. Sin embargo, no se deben entender como parámetros iguales, ya que, la entalpía y la temperatura no son lo mismo.

El ensayo A1 comienza en 24 °C y en 1 minuto llega a 26 °C. En el minuto 1 comienzan a descender los valores por 5 minutos hasta llegar a 17 °C. Del minuto 6 al 13 el comportamiento osciló dentro del rango de 16.5 °C a 18 °C. Del minuto 13 al 27 el comportamiento fue ascendente partiendo de 16.5 °C a 21.5 °C. En los siguientes 2 minutos el comportamiento fue descendente llegando a 19.5 °C. En el minuto 29 comienza un comportamiento ascendente por 7 minutos hasta llegar a 21.5 °C. Del minuto 36 a 50 el comportamiento osciló dentro de la temperatura de 20.5 a 21.5 °C. Los últimos 20 minutos del ensayo, la temperatura osciló dentro del rango de 20.5 °C a 18.5 °C. El ensayo A2 comienza en 22 °C y desciende por 6 minutos hasta llegar a 19 °C. Los siguientes 2 minutos el comportamiento asciende a 20 °C. El próximo minuto el comportamiento desciende a 17 °C. Del minuto 9 al 13 los valores se incrementaron hasta llegar a 26.5 °C. Después del minuto 13 el comportamiento comienza a descender hasta llegar al minuto 16 y a los 20 °C. Dentro del minuto 16 y 57, el comportamiento se mantuvo oscilando entre 20 °C y 18 °C. Los siguientes 4 minutos el comportamiento ascendió hasta llegar a 22 °C. Los últimos 9 minutos del ensayo el comportamiento fue descendente hasta llegará a 18 °C.

Promedio de temperatura de R-404A calculado

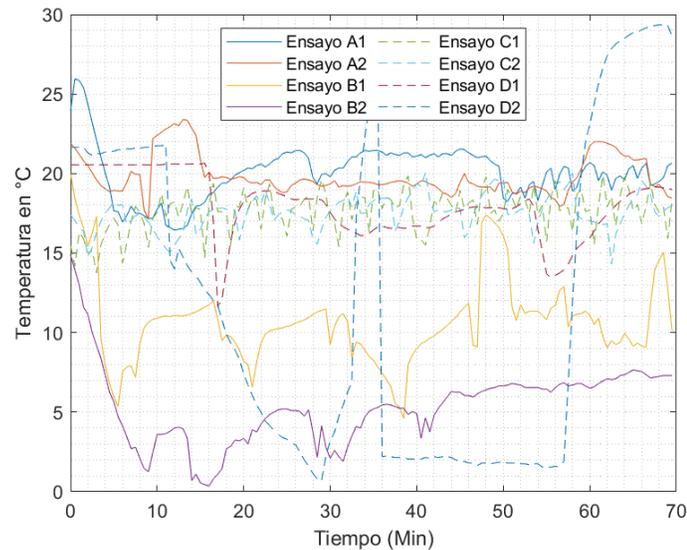


FIGURA 5.3: Comportamientos de los promedios de las temperaturas de R-404A.

5.1.2 MEZCLA AGUA-PROPILENGLICOL

Como no fue posible medir el flujo másico de la mezcla agua-propilenglicol de forma directa, los valores se obtuvieron utilizando la Ecuación 4.9, donde se relacionan las propiedades, y parámetros medibles de la mezcla, junto con algunos parámetros que se midieron del refrigerante R-404A, durante los ensayos.

En la figura 5.4 se observan los comportamientos del flujo másico calculado durante los ensayos realizados. Se puede ver que en el ensayo A1, el comportamiento no es similar al ensayo A2, pero sí tuvieron valores repetidos en diferentes momentos a lo largo del desarrollo del fenómeno. Durante el ensayo A1, existieron oscilaciones pequeñas durante los primeros 48 minutos; los valores oscilaron entre $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.3 \frac{kg}{s}$. En los 22 minutos finales se registraron oscilaciones ascendentes, descendentes, y repetitivas dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.8 \frac{kg}{s}$. El comportamiento del ensayo A2, tuvo grandes oscilaciones en comparación con el ensayo anterior. Los primeros 8 minutos del ensayo A2 fueron sin oscilaciones, partiendo de $0.3 \frac{kg}{s}$ y oscilando

levemente dentro del rango de $0.2 \frac{kg}{s}$ a $0.3 \frac{kg}{s}$. Los 62 minutos restantes, se obtuvieron valores ascendentes y repetitivos. Los valores oscilaron periódicamente entre el rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ y $2 \frac{kg}{s}$. Los puntos más altos estuvieron en el minuto 15, con el valor de $1.9 \frac{kg}{s}$, y en el minuto 37 con un valor de $1.95 \frac{kg}{s}$.

El ensayo B1 registró un comportamiento completamente diferente al ensayo B2. El ensayo B1, comienza en $0.1 \frac{kg}{s}$ y mantiene un comportamiento estable durante 2 minutos. Después del minuto 2, el comportamiento asciende y desciende por 5 minutos, manteniéndose dentro del rango de $0.3 \frac{kg}{s}$ y $1.4 \frac{kg}{s}$. Del minuto 5 al 13, el comportamiento asciende teniendo pequeñas pausas menores a 1 minuto para llegar a $4.4 \frac{kg}{s}$. En los siguientes 2 minutos el comportamiento desciende hasta llegar a $2 \frac{kg}{s}$. Después del minuto 15, el comportamiento asciende durante 1 minuto, llegando a $3.9 \frac{kg}{s}$. En los siguientes 30 segundos, el comportamiento desciende hasta llegar a $1.9 \frac{kg}{s}$. Los siguientes 30 segundos, el comportamiento se incrementa repentinamente para llegar a $3.25 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 16 y el minuto 22, los valores deciden para llegar a $0.3 \frac{kg}{s}$. Del minuto 22 al minuto 26, el comportamiento asciende hasta llegar a $2.15 \frac{kg}{s}$. Los 3 minutos siguientes, el comportamiento desciende para llegar a $1.9 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 29 y el minuto 32 existen incrementos y decrementos con duraciones menores a 1 minuto y que oscilan dentro del rango de $3.95 \frac{kg}{s}$ y $1.9 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores descienden hasta llegar a $0.2 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 33 y 38, el comportamiento oscila dentro del rango de $0.2 \frac{kg}{s}$ y $0.3 \frac{kg}{s}$. En el minuto 38 el comportamiento comienza a ascender durante 5 minutos para llegar a $2.1 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, el comportamiento desciende hasta llegar a $1.3 \frac{kg}{s}$. Y en el siguiente minuto el comportamiento asciende a $1.95 \frac{kg}{s}$. Del minuto 45 al 47 el comportamiento desciende hasta llegar a $0.2 \frac{kg}{s}$. En los últimos 23 minutos de ensayo, el comportamiento oscila dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ a $0.6 \frac{kg}{s}$. En el ensayo B2, se puede apreciar que no existieron grandes oscilaciones. El comportamiento, durante los 70 minutos del ensayo, osciló dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ a $0.3 \frac{kg}{s}$.

Los ensayos C1 y C2 no tienen similitudes en sus comportamientos. El ensayo C1 comienza en $0.2 \frac{kg}{s}$, y por 3 minutos oscila entre $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.4 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, el comportamiento se incrementó hasta llegar a $2.75 \frac{kg}{s}$. Del minuto 4 al minuto 6, el comportamiento desciende hasta llegar a $0.1 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 6 y el minuto 28 el comportamiento se mantuvo oscilando dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.5 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores se incrementaron hasta llegar a $1.55 \frac{kg}{s}$. Y en los siguientes 2 minutos los valores descendieron hasta llegar a $0.2 \frac{kg}{s}$. Del minuto 31 al minuto 32 los valores se incrementaron llegando a $0.7 \frac{kg}{s}$. En los siguientes 3 minutos los valores descendieron hasta llegar a $0.1 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores se incrementaron a $1.5 \frac{kg}{s}$, y disminuyeron repentinamente a $0.1 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 36 al minuto 38 los valores se mantuvieron entre el rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.2 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto los valores ascendieron hasta llegar a $0.75 \frac{kg}{s}$, y en el siguiente minuto los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 40 y el minuto 48 los valores oscilaron entre $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.2 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores se incrementaron llegando a $0.9 \frac{kg}{s}$. También en el siguiente minuto los valores descendieron a $0.3 \frac{kg}{s}$. Del minuto 50 al 58, los valores oscilaron dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$, a $0.2 \frac{kg}{s}$. Los valores se incrementaron en el siguiente minuto, llegando a $1 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$. Los valores se incrementaron de $0.1 \frac{kg}{s}$, a $2.8 \frac{kg}{s}$ en el siguiente minuto. Los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$ durante los 2 minutos siguientes. En el siguiente minuto, los valores se incrementaron hasta llegar a $1.6 \frac{kg}{s}$. Los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$, en los siguientes 2 minutos. En el siguiente minuto, los valores se incrementaron hasta llegar a $3.15 \frac{kg}{s}$. En los últimos 3 minutos, los valores descendieron hasta llegar a $0.1 \frac{kg}{s}$. El ensayo C2 inició en $0.1 \frac{kg}{s}$, y se mantuvo por 2 minutos. En el siguiente minuto, los valores se incrementaron hasta llegar a $0.4 \frac{kg}{s}$. Después los valores descendieron a $0.3 \frac{kg}{s}$ en el siguiente minuto. Durante el siguiente minuto, los valores se incrementaron a

$0.7 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores descendieron hasta $0.1 \frac{kg}{s}$. Después de este minuto hubo un incremento repentino por un minuto hasta llegar a $0.6 \frac{kg}{s}$. Del minuto 6 al minuto 40, el comportamiento estuvo ascendiendo y descendiendo dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ a $0.7 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto existió un incremento hasta llegar a $0.8 \frac{kg}{s}$. Los valores descendieron en el siguiente minuto hasta llegar a $0.1 \frac{kg}{s}$. Del minuto 42 al minuto 48 los valores oscilaron dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ a $0.3 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto los valores ascendieron a $0.6 \frac{kg}{s}$, y también en el siguiente minuto los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 50 al 56 los valores oscilaron entre $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.3 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto los valores se incrementaron a $0.9 \frac{kg}{s}$, y en el siguiente minuto los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$. Del minuto 58 al 64, los valores oscilaron entre $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.3 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto los valores se incrementaron hasta llegar a $2.2 \frac{kg}{s}$, y en el siguiente minuto los valores descendieron a $0.1 \frac{kg}{s}$. En los últimos 4 minutos, los valores oscilaron entre $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.3 \frac{kg}{s}$.

Como se observa, entre los ensayos D1 y D2 no existe similitud entre los dos. El ensayo D1, mantiene un comportamiento sin grandes oscilaciones durante los 70 minutos del ensayo. Los valores fueron ascendentes y descendentes dentro del rango de 0 a $0.3 \frac{kg}{s}$. El ensayo D2, comienza en valores cercanos a $0.1 \frac{kg}{s}$ hasta el minuto 11. Entre el minuto 11 y el minuto 33, el comportamiento fue oscilatorio entre el rango de $0.2 \frac{kg}{s}$, y $1.95 \frac{kg}{s}$. El dato más alto se muestra en el minuto 19, siendo de $1.95 \frac{kg}{s}$, y el menor valor se muestra en el minuto 33, siendo de $0.2 \frac{kg}{s}$. Del minuto 33 al 36 los valores se mantuvieron dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ a $0.2 \frac{kg}{s}$. En el siguiente minuto, los valores ascienden hasta llegar a $0.35 \frac{kg}{s}$. Del minuto 37 al 44, los valores oscilan entre el rango de $0.2 \frac{kg}{s}$ a $0.4 \frac{kg}{s}$. Entre el minuto 44 y el minuto 59 los valores del flujo másico oscilan entre $0.3 \frac{kg}{s}$, y el $1.4 \frac{kg}{s}$. En los últimos 11 minutos, los valores oscilan dentro del rango de $0.1 \frac{kg}{s}$ y $0.2 \frac{kg}{s}$.

Flujo másico de la mezcla agua-propilenglicol calculado

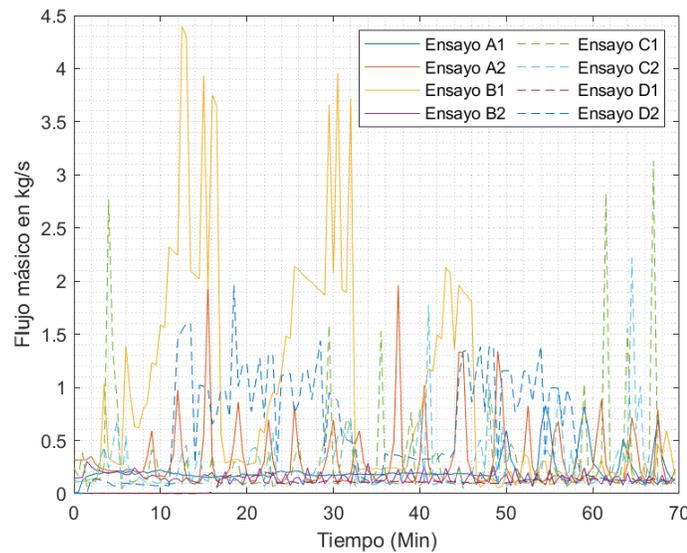


FIGURA 5.4: Comportamientos de los flujos másicos de la mezcla agua-propilenglicol.

Para obtener el promedio de entalpías de la mezcla agua-propilenglicol se utilizó la Ecuación 4.10. En la figura 5.5 se muestra una gráfica donde se puede ver el comportamiento de las entalpías durante los ensayos. En el ensayo A1 y A2 se observa que sus comportamientos no son similares. El ensayo A1, comienza en $5 \frac{kJ}{kg}$ y durante el primer minuto sus valores ascienden hasta llegar a $10.5 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto, los valores descienden hasta llegar a $6 \frac{kJ}{kg}$. Entre el minuto 2 y el minuto 49 sus valores ascienden y descienden dentro del rango de $4 \frac{kJ}{kg}$, a $9 \frac{kJ}{kg}$. Para los últimos 21 minutos, las oscilaciones incrementaron sus valores, ascendiendo y descendiendo dentro de un rango de 2 a $12 \frac{kJ}{kg}$. En el ensayo A2, inicia en $4 \frac{kJ}{kg}$, y por 12 minutos oscilan sus valores dentro del rango de $1 \frac{kJ}{kg}$, a $7 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 12 al minuto 70 se observa un comportamiento ascendente, descendente y repetitivo con valores dentro de un rango de $1 \frac{kJ}{kg}$, a $15 \frac{kJ}{kg}$.

En los ensayos B1 y B2, se observa un comportamiento nada similar entre ellos. El ensayo B1, comienza en $13 \frac{kJ}{kg}$, su comportamiento desciende por 4 minutos hasta llegar a $2 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto los valores ascienden hasta llegar a $8.5 \frac{kJ}{kg}$.

Entre el minuto 5 y el minuto 17 los valores oscilan dentro del rango de $0.5 \frac{kJ}{kg}$, a $2.5 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto, los valores ascienden hasta llegar a $7.5 \frac{kJ}{kg}$. Entre el minuto 18 y el minuto 21, los valores oscilan entre $6.5 \frac{kJ}{kg}$, y $8 \frac{kJ}{kg}$. Los valores descienden del minuto 21 al 32, llegando a $0.5 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto, los valores ascienden hasta llegar a $9.5 \frac{kJ}{kg}$. Entre el minuto 31 y el minuto 39 los valores oscilan entre $8.5 \frac{kJ}{kg}$, y $10 \frac{kJ}{kg}$. Del minuto 39 al minuto 46 los valores descienden hasta llegar a $0.5 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto, los valores ascienden drásticamente hasta llegar a $34.5 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto, los valores descienden drásticamente hasta llegar a $9 \frac{kJ}{kg}$. Los últimos 22 minutos, el comportamiento estuvo oscilando drásticamente entre el rango de $28 \frac{kJ}{kg}$, y $2 \frac{kJ}{kg}$. El ensayo B2, comienza en $13 \frac{kJ}{kg}$, y por 1 minuto los valores descienden hasta llegar a $6.5 \frac{kJ}{kg}$. Entre el minuto 1 y 4 los valores ascienden hasta llegar a $9.5 \frac{kJ}{kg}$. Por un minuto los valores descienden hasta llegar a $9 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto los valores ascienden hasta llegar $10.5 \frac{kJ}{kg}$. Durante el siguiente minuto los valores descienden hasta llegar a $8 \frac{kJ}{kg}$. En el siguiente minuto los valores nuevamente ascienden hasta llegar a $14 \frac{kJ}{kg}$. Entre el minuto 8 y el minuto 16 los valores oscilan entre los valores de $19.5 \frac{kJ}{kg}$, y $9 \frac{kJ}{kg}$. A partir del minuto 16 y hasta finalizar el ensayo, los valores estuvieron oscilando drásticamente entre $27 \frac{kJ}{kg}$, y $7 \frac{kJ}{kg}$.

En los ensayos C1 y C2, se ve un comportamiento similar entre ensayos. El ensayo C1 comenzó en $6 \frac{kJ}{kg}$. El comportamiento fue ascendente, descendente y repetitivo durante todo el tiempo, dentro de un rango de $0.5 \frac{kJ}{kg}$ a $21 \frac{kJ}{kg}$. El ensayo C2, comienza en $5 \frac{kJ}{kg}$. El resto del ensayo, los valores ascendieron, descendieron y tuvieron un comportamiento repetitivo dentro del rango de $0.5 \frac{kJ}{kg}$, y $21 \frac{kJ}{kg}$.

En los ensayos D1 y D2 no existió similitud entre ellos. El ensayo D1, comenzó en $3 \frac{kJ}{kg}$. Durante los primeros 14 minutos, los valores ascendieron y descendieron dentro del rango de $0.5 \frac{kJ}{kg}$ a $3 \frac{kJ}{kg}$. Después de este tiempo, los valores ascendieron instantáneamente por un minuto hasta $17 \frac{kJ}{kg}$. Después de llegar a los $17 \frac{kJ}{kg}$, su comportamiento comienza a descender por 8 minutos hasta llegar a $6 \frac{kJ}{kg}$. Después del minuto 23 y hasta finalizar el ensayo, los valores oscilaron dentro del rango de $7 \frac{kJ}{kg}$, y $11 \frac{kJ}{kg}$. En el ensayo D2, durante los primeros 14 minutos los datos fueron sin oscilaciones con valores de $1 \frac{kJ}{kg}$. Los siguientes 19 minutos, los datos ascendían y descendían dentro de un rango de $1 \frac{kJ}{kg}$ a $8 \frac{kJ}{kg}$. De los 33 a 58 minutos, los datos estuvieron oscilando dentro del rango de $1 \frac{kJ}{kg}$ a $8 \frac{kJ}{kg}$. Los últimos 12 minutos de ensayo, los datos estuvieron dentro del rango de 6 a $8 \frac{kJ}{kg}$.

Promedio de entalpía de la mezcla agua-propilenglicol calculado

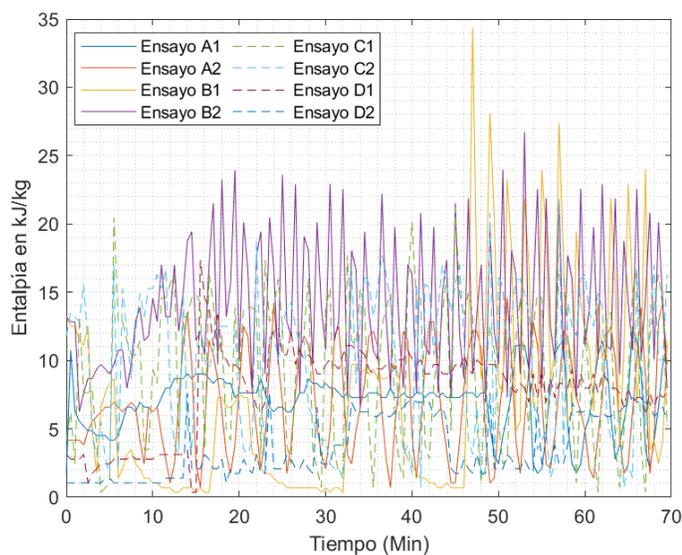


FIGURA 5.5: Comportamiento de los promedios de las entalpías en la mezcla agua-propilenglicol.

En la figura 5.6 se muestra el comportamiento de la temperatura de la mezcla agua-propilenglicol, el cual no es similar. A diferencia del comportamiento del

refrigerante R-404A, en donde la entalpía y la temperatura mantienen un comportamiento contrario, para la mezcla agua-propilenglicol no tienen ninguna relación. En el ensayo A1, inicia en 25 °C, y por 10 minutos tiene un comportamiento descendente hasta llegar a 3 °C. El resto del ensayo la temperatura se mantiene dentro del rango de 2 a 4 °C. El ensayo A2, tiene un comportamiento sin grandes oscilaciones y dentro del rango de 2 a 5 °C.

En los ensayos B1 y B2, no hay similitud entre ellos. El ensayo B1, en los primeros 45 minutos hubo 3 lapsos de 15 minutos donde los datos ascendían y descendían dentro del rango de -13 a 0 °C. En los últimos 25 minutos las oscilaciones fueron menores, ascendiendo y descendiendo dentro de un rango de -6 a 0 °C.

En los ensayos C1 y C2, se puede observar que los dos ensayos son muy similares entre ellos. Durante el ensayo C1, sus valores ascendieron y descendieron dentro de un rango de 4 a 10 °C. En el ensayo C2, en los primeros 30 minutos sus valores oscilaron de 4 a 6 °C. En el resto del ensayo sus valores ascendieron y descendieron dentro de un rango de 4 a 10 °C.

Durante el ensayo D, se observan comportamientos nada similares entre ensayos. El ensayo D1, durante los primeros 15 minutos, las oscilaciones estuvieron en el rango de 18 a 20 °C. Después, la temperatura desciende hasta llegar al minuto 20 y el valor de -5 °C. El resto del ensayo el rango de oscilaciones fue de -5 a -3 °C. En el ensayo D2, en los primeros 15 minutos la temperatura no tuvo oscilaciones teniendo temperatura de 26 °C. Del minuto 16 al 35 los datos ascendieron y descendieron dentro del rango de 24 a 27 °C. Después del minuto 35 la temperatura comenzó a descender hasta el minuto 45 y a la temperatura de 18 °C. Más adelante, la temperatura osciló dentro del rango de 16 a 18 °C por el resto del ensayo.

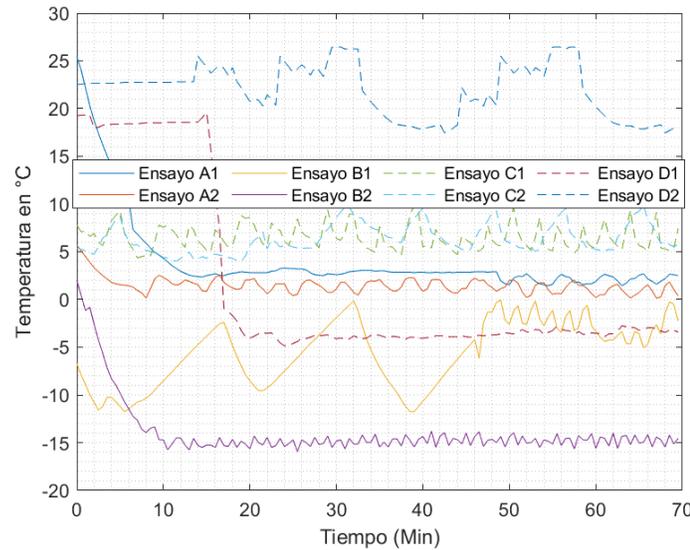
Promedio de temperatura de la mezcla agua-propilenglicol calculado

FIGURA 5.6: Comportamientos de los promedios de las temperaturas en R-404A.

Como se ha observado en las gráficas anteriores, los comportamientos entre ensayos no tienen grandes similitudes. Existen accesorios y condiciones dentro del sistema calorímetro que conducen a un control complejo del funcionamiento. Se observó que el comportamiento de las válvulas instaladas en el sistema calorímetro realizan cambios de apertura, y cierre de un momento a otro, lo que influye en el comportamiento del flujo, y la presión del refrigerante. También se observó que el subsistema que está expuesto a condiciones del medio exterior, influye en el comportamiento del sistema calorímetro aumentando, y disminuyendo las temperaturas. Como el control de las variables involucradas es muy complejo para la funcionalidad del sistema, este comportamiento se ve reflejado en los valores medibles, y calculados que se presentan en las gráficas antes descritas.

5.2 ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO CALCULADO EN EL ESQUEMA DE SELECCIÓN DE DATOS 1 (ESD1)

En la TABLA 5.1 se muestran el NMSE encontrado al utilizar las herramientas computacionales para identificar el modelo del sistema para cada uno de los casos analizados. Se utilizó el primer ensayo realizado a la unidad condensadora como ensayo de entrenamiento, para después estimar los resultados del siguiente ensayo. Los resultados muestran que la mejor herramienta de identificación y estimación es la red neuronal Neural Net Fitting (NNF), seguida de la herramienta de espacio-estado (srest).

TABLA 5.1: NMSE calculado, usando el ESD1

Error Cuadrático Medio Normalizado (NMSE)						
Nombre del ensayo.	Esquema de Selección de Datos 1					
	tfest		srest		NNF	
	Error R	Error AP	Error R	Error AP	Error R	Error AP
Ensayo A	0.2532	4.6297	0.2522	1.7698 *	0.0001546 *	46.6340
Ensayo B	16.9430	11.5482	58.1213	0.3062 *	0.0017 *	0.3417
Ensayo C	2.1683	0.9182	0.0228	0.2942	0.0001767 *	0.0375 *
Ensayo D	0.8915	74.3183	1.7027	23.6123	0.1367 *	4.5427 *

¹ Utilizando NNF se pudo tener la mejor estimación para TR en los ensayos A, B, C y D; para la TAP la mejor estimación se dio en los ensayos C y D. La herramienta srest tuvo el mejor resultado para TAP en los ensayos A y B. Los resultados al utilizar la herramienta de función de transferencia (tfest), no fueron los mejores para identificar y estimar durante estos ensayos.

¹El símbolo * significa el mínimo error calculado en la estimación.

5.3 MODELOS IDENTIFICADOS Y GRÁFICAS COMPARATIVAS, USANDO EL ESD 1

1. Identificación y estimación para la TR del ensayo A

En la Figura 5.7 se pueden apreciar los valores medidos experimentalmente y los valores estimados por la herramienta NNF para la TR en el ensayo A. La herramienta NNF se entrenó, como se mencionó en el capítulo de METODOLOGÍA, y logró identificar un modelo que permitió estimar valores con diferencias menores a 1 °C con respecto a los valores medidos. El valor de NMSE obtenido es de 1.546×10^{-4} .

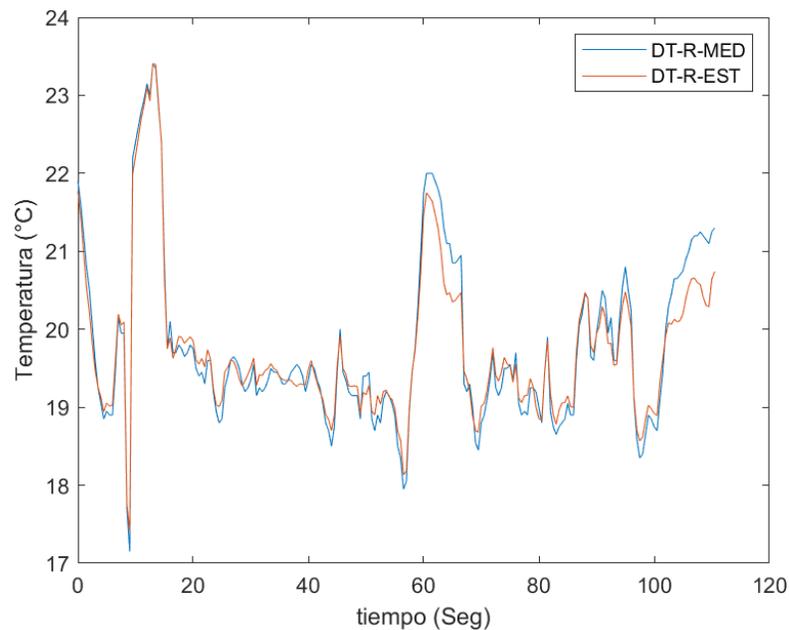


FIGURA 5.7: Comparación entre la TR medida y la TR estimada en el ensayo A.

2. Identificación y estimación para la TAP del ensayo A

En la Figura 5.8, se observa la ecuación espacio-estado que se identificó con ayuda de la herramienta ssest, y que describe el comportamiento para la TAP en el ensayo A. Se pueden apreciar valores de error cuadrático medio (MSE) [52], y error de predicción final de Akaike (FPE) [53], que la herramienta calcula. Además, muestra el porcentaje de similitud que la herramienta calcula, entre la salida estimada y la salida que utilizó para entrenamiento.

```

Continuous-time identified state-space model:
dx/dt = A x(t) + B u(t) + K e(t)
y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)

A =
      x1      x2      x3
x1 -0.00452 -0.0007226 -0.007028
x2 -0.01059  0.01941  -0.05563
x3 -0.004197  0.0125  -0.02376

B =
      u1      u2      u3
x1 -1.504e-05  5.452e-05 -3.588e-05
x2 -0.0001894  1.125e-05 -4.244e-05
x3 -9.612e-05 -3.842e-05 -3.788e-06

C =
      x1      x2      x3
y1 -37.77  1.298  0.005701

D =
      u1 u2 u3
y1  0  0  0

K =
      y1
x1 -0.001032
x2  0.0004045
x3  0.0004323

Parameterization:
FREE form (all coefficients in A, B, C free).
Feedthrough: none
Disturbance component: estimate
Number of free coefficients: 24
Use "idssdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
Estimated using SSEST on time domain data "DT12".
Fit to estimation data: 88.17% (prediction focus)
FPE: 0.08093, MSE: 0.07633

```

FIGURA 5.8: Ecuación espacio-estado identificada para la TAP en el ensayo A.

Los cálculos se obtienen con,

$$FPE = \det \left(\frac{1}{N} \sum_1^N e(t, \theta_N) (e(t, \theta_N))^T \right) \begin{bmatrix} 1 + \frac{d}{N} \\ \frac{d}{N} \\ 1 - \frac{d}{N} \end{bmatrix}. \quad (5.1)$$

donde,

det = Suma residual de cuadrados

N = Número de estimaciones

$e(t)$ = Error de predicción

θ_N = Parámetros estimados

d = El número de parámetros estimados

$$MSE = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^M (X_i - T_i)^2. \quad (5.2)$$

donde,

X_i = El valor estimado

T_i = El valor ideal

M = Número de valores estimados

N = Número total de valores.

En la Figura 5.9, se observa la gráfica comparativa de la TAP con los valores estimados utilizando el modelo identificado y los valores medidos experimentalmente. Se observa que el modelo identificado durante el entrenamiento permitió estimar el comportamiento del siguiente ensayo, pero los valores llegan a mantener una diferencia de más de 2 °C con respecto a la temperatura medida. También se observa que esta herramienta parte en sus estimaciones de una condición inicial de cero, lo que aumenta el valor de NMSE. Durante este ensayo el valor de NMSE calculado fue de 1.7698.

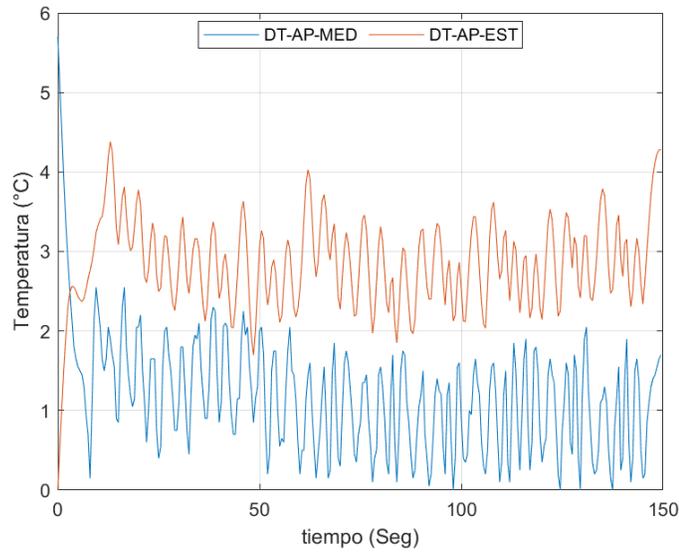


FIGURA 5.9: TAP medida y estimada en el ensayo A.

3. Identificación y estimación para la TR del ensayo B

En la Figura 5.10 se observa la gráfica comparativa entre los valores medidos experimentalmente y los valores estimados usando la función encontrada por la herramienta NNF en el ensayo B. Se observa que la herramienta fue capaz de identificar el modelo del sistema sin complicaciones, lo que permitió estimar valores muy cercanos a los medidos. Las diferencias más significativas se encuentran dentro de los primeros 50 segundos de ensayo, y estos no tienen una diferencia mayor a $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$. El valor de NMSE obtenido fue de 0.0017.

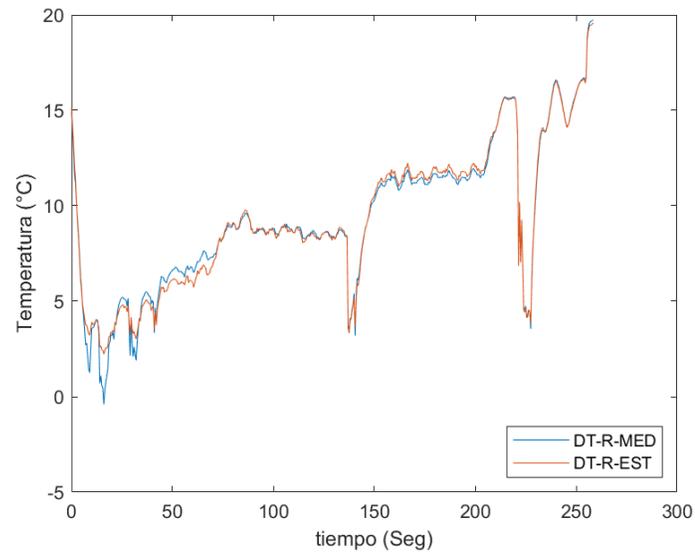


FIGURA 5.10: TR medida y estimada en el ensayo B.

4. Identificación y estimación para la TAP del ensayo B

En la Figura 5.11, se observa la ecuación espacio-estado de orden 5 que se ajustó más al comportamiento de la TAP del sistema durante el ensayo B. Los valores de error cuadrático medio (MSE) [52], y error de predicción final (FPE) [53], que se aprecian son calculados por la herramienta. El porcentaje que se observa, se refiere a la cercanía que tiene la ecuación encontrada con la ecuación real que describe el comportamiento del sistema durante este ensayo.

```

---
Continuous-time identified state-space model:
dx/dt = A x(t) + B u(t) + K e(t)
y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)

A =
      x1      x2      x3      x4      x5
x1 -0.000348 -0.01021  0.01166 -0.002504  0.001302
x2  0.001176 -0.01359  0.02667 -0.003581  0.04315
x3  0.007207  0.003312  0.008752 -0.02533 -0.05079
x4  0.007308  0.0006273  0.02052 -0.02366 -0.05512
x5 -0.006676 -0.002029  0.0001025  0.04331 -0.002489

B =
      u1      u2      u3
x1  0.0001  9.031e-05 -1.389e-05
x2  0.0006395  0.0001588  5.293e-05
x3 -0.0002227 -1.963e-05 -7.83e-05
x4 -8.264e-05  3.654e-05 -5.333e-05
x5 -0.0003233  1.624e-05  0.0001208

C =
      x1      x2      x3      x4      x5
y1 -47.81  1.605 -0.4319  0.4305 -0.5464

D =
      u1 u2 u3
y1  0  0  0

K =
      y1
x1 -0.000995
x2 -0.0009863
x3  0.0006845
x4  0.0001899
x5 -0.0001547

Parameterization:
FREE form (all coefficients in A, B, C free).
Feedthrough: none
Disturbance component: estimate
Number of free coefficients: 50
Use "idssdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
Estimated using SSEST on time domain data "DT22".
Fit to estimation data: 79.88% (prediction focus)
FPE: 0.4251, MSE: 0.3441

```

FIGURA 5.11: Ecuación espacio-estado identificada para la TAP en el ensayo B.

En la Figura 5.12, se observa el comportamiento de la TAP en el ensayo B, con valores medidos experimentalmente y los valores estimados con la ayuda del modelo identificado por la herramienta ssest. Se entiende que el modelo identificado durante el entrenamiento no describe el comportamiento del sistema durante el siguiente ensayo. Debido a esto los valores estimados tienen mucha diferencia con respecto a los medidos, teniendo diferencias superiores a los 5 °C. En la gráfica también se observa que los valores de estimación parten de la condición inicial de cero, que provoca que aumente el valor de NMSE. El valor de NMSE calculado es de 0.3062.

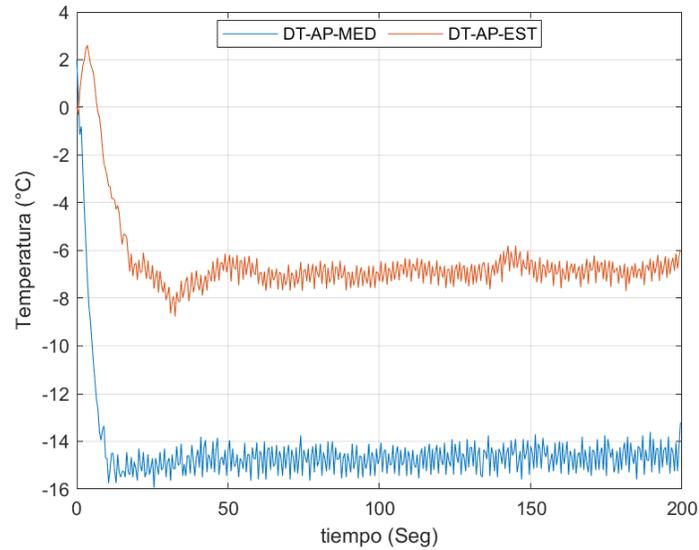


FIGURA 5.12: TAP medida y estimada en el ensayo B.

5. Identificación y estimación para la TR del ensayo C

En la FIGURA 5.13, se observa el comportamiento de la TR en el ensayo C. Para la identificación del modelo y estimación de resultados la herramienta que obtuvo el menor NMSE fue NNF. Se observa que el modelo identificado durante el entrenamiento describe perfectamente el comportamiento del sistema durante el segundo ensayo. Las diferencias más significativas que se aprecian no superan una diferencia de $1\text{ }^{\circ}\text{C}$. La función encontrada por esta herramienta obtuvo un NMSE de 1.767×10^{-4} entre los datos medidos experimentalmente y los datos que se estimaron.

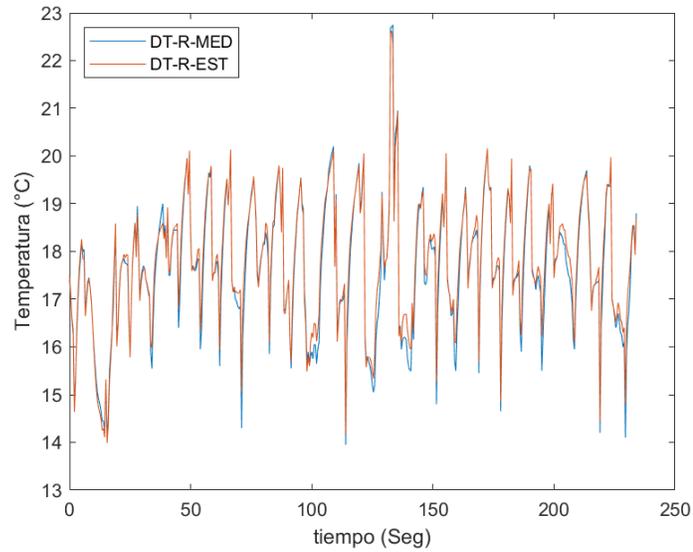


FIGURA 5.13: TR medida y estimada en el ensayo C.

6. Identificación y estimación para la TAP del ensayo C

En la figura 5.15, se puede ver la similitud y diferencia que existe entre los comportamientos de la TAP en el ensayo C. Los valores son obtenidos experimentalmente y estimados utilizando la herramienta NNF. Se observa que el modelo identificado durante el entrenamiento describe de forma correcta el comportamiento del sistema durante el segundo ensayo. La buena identificación permitió estimar valores muy cercanos a los medidos. Las diferencias más representativas se encuentran dentro del rango de tiempo de 140 a 150 segundos, donde la diferencia supera los 5 °C. El valor de NMSE que se calculó en este ensayo fue de 0.0375.

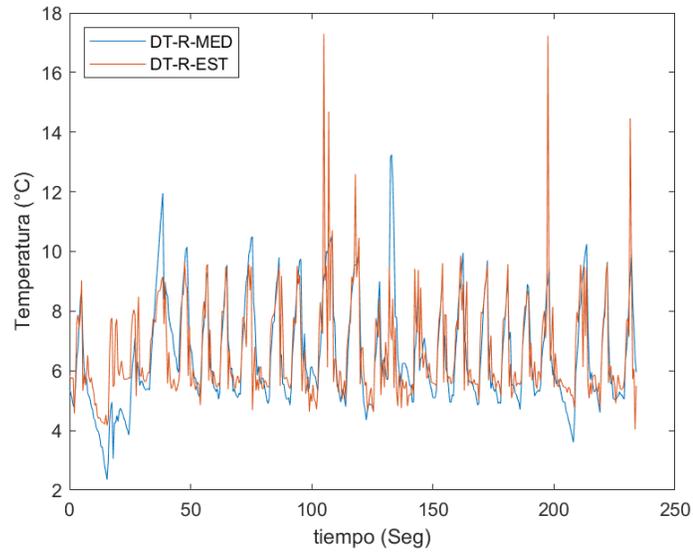


FIGURA 5.14: TAP medida y estimada en el ensayo C.

7. Identificación y estimación para la TR del ensayo D

En la imagen 5.15, se observa la identificación y estimación realizada por la herramienta NNF en el ensayo D. Se observa que el modelo identificado por la herramienta no describe completamente el comportamiento del sistema durante el segundo ensayo. Los comportamientos de la TR son muy similares, pero los valores medidos y estimados tienen dos lapsos de tiempo con grandes diferencias. Del tiempo de 10 a 40 segundos, las diferencias entre valores llegan a ser superiores a 5 °C. Para el tiempo de 50 a 100 segundos las diferencias también llegan a ser superiores a los 5 °C. En este ensayo se obtuvo un NMSE de 0.1367.

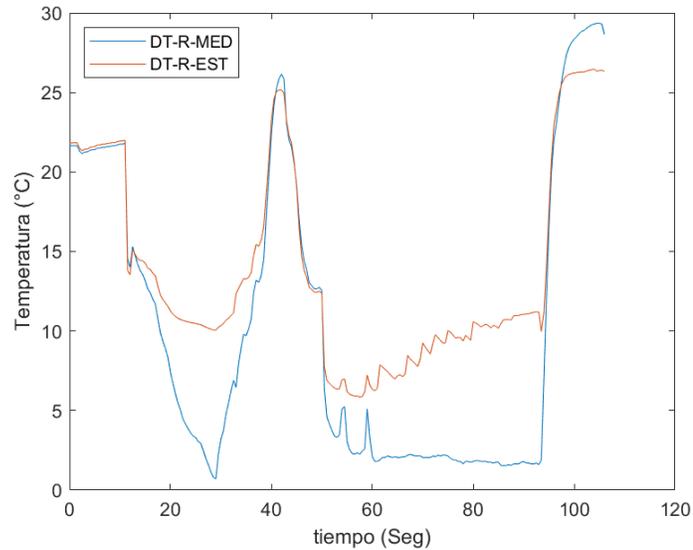


FIGURA 5.15: TR medida y estimada en el ensayo D.

8. Identificación y estimación para la TAP del ensayo D

En la estimación del comportamiento de la TAP en el ensayo D, fue en la que se obtuvieron los errores más altos. La herramienta con el error más pequeño fue NNF. La estimación de la herramienta NNF tuvo un NMSE de 4.543, que si se compara con los errores que se han tenido en la estimación de otros comportamientos, este valor de NMSE es muy alto. En general, esta estimación fue la que obtuvo los errores más altos entre las herramientas utilizadas. Los comportamientos de las variables utilizadas como entradas y salidas para esta estimación, tuvieron oscilaciones grandes, y con valores muy diferentes entre ensayos. Se entiende que ese tipo de comportamientos provocaron que las herramientas identificaran un modelo que no fuera adecuado para estimar con mayor precisión el comportamiento de la TAP en este ensayo. En la figura 5.16, se puede apreciar la similitud y diferencia que existe entre los valores de la TAP medidos experimentalmente, y las estimadas con ayuda de la herramienta NNF. La gráfica 5.16 obtenida en esta estimación, no es nada parecida a las gráficas obtenidas en otras estimaciones donde fue utilizada la herramienta NNF con ese fin.

5.4 ERROR CUADRÁTICO MEDIO NORMALIZADO CALCULADO EN EL ESQUEMA DE SELECCIÓN DE DATOS 2 (ESD2)

En la TABLA 5.2 se muestran los errores encontrados al utilizar las herramientas computacionales para identificar el modelo del sistema. Se utilizó el 75 % de los datos de un ensayo para estimar el 25 % restante. La mejor herramienta para la identificación y estimación fue la red neuronal Neural Net Fitting (NNF) con 14 resultados satisfactorios. Las herramientas función de transferencia (tfest) y espacio-estado (srest), solo obtuvieron el error más pequeño en 1 ocasión y fue en la estimación y predicción del comportamiento de la mezcla agua-propilenglicol.

TABLA 5.2: NMSE calculado, usando el ESD2

Error Cuadrático Medio Normalizado (NMSE)						
Nombre del ensayo	Esquema de Selección de Datos 2					
	tfest		srest		NN	
	Error R	Error AP	Error R	Error AP	Error R	Error AP
Ensayo A1.	0.2243	0.1589	0.0597	0.0956 *	0.0078 *	0.9932
Ensayo A2	0.3835	3.4077	0.0940	2.2242 *	0.0013 *	154.1352
Ensayo B1	0.4539	2.1765	1.2186	0.5233	0.0516 *	0.0952 *
Ensayo B2	1.8274	1.6785	0.7217	0.0571	0.0027 *	0.0212 *
Ensayo C1	0.0162	0.2622	0.1568	1.3129	0.0017 *	0.0237 *
Ensayo C2	0.1854	0.2911	0.0420	0.1858	0.0013 *	0.0230 *
Ensayo D1	3.9593	1.5882 *	2.8006	43.1601	0.4150 *	22.0076
Ensayo D2	62326	25861	753.3837	0.7159	0.1505 *	0.0066 *

² En las gráficas se aprecia, la diferencia que existe entre los valores de la TR y la TAP, medidos experimentalmente, y los valores estimados utilizando las herramientas computacionales. Las gráficas son de las estimaciones con el menor NMSE, el resto de los resultados están en la sección de APÉNDICE B. Si el NMSE más pequeño está en la herramienta función de transferencia (tfest), y espacio-estado (srest),

²El símbolo * representa el mínimo NMSE calculado.

se muestra la imagen de la función o ecuación obtenida, y la gráfica comparativa.

5.5 MODELOS IDENTIFICADOS Y GRÁFICAS COMPARATIVAS, USANDO EL ESD 2

En la FIGURA 5.17 se puede observar el comportamiento de la TR estimada que se encuentra cercano a los valores medidos experimentalmente. Existen algunos lapsos de tiempo donde los valores estimados aumentan su diferencia con respecto a los medidos, pero en general, la herramienta NNF pudo identificar el modelo y estimar los resultados con valor de NMSE de 0.0078.

1. Identificación y estimación para la TR en el ensayo A1

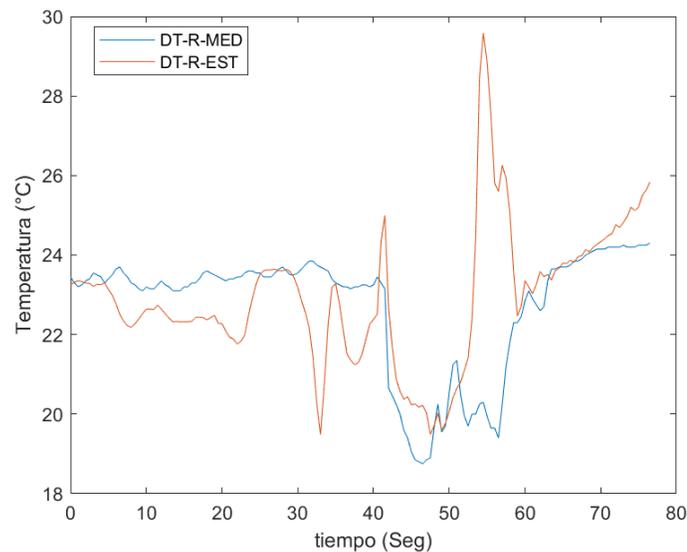


FIGURA 5.17: Comportamiento de TR en el ensayo A1.

En la FIGURA 5.18 se observa la ecuación espacio-estado que la herramienta ssest identificó para la TAP del ensayo A1. Esta identificación obtuvo el mejor porcentaje de acierto con un valor de 89.31 % declarado por la herramienta. Donde la herramienta obtiene el porcentaje con el que se ajusta la ecuación identificada durante el entrenamiento, a los valores usados en la validación.

2. Identificación y estimación para la TAP del ensayo A1

```

FT12 =
  Continuous-time identified state-space model:
  dx/dt = A x(t) + B u(t) + K e(t)
  y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)

A =
      x1      x2
x1 -0.003271  0.001394
x2 -0.007129 -0.008359

B =
      u1      u2      u3
x1 -6.689e-05 -5.49e-05  2.618e-05
x2 -0.002211 -7.739e-05  0.0001062

C =
      x1      x2
y1  42.42  0.5572

D =
      u1  u2  u3
y1   0   0   0

K =
      y1
x1  0.0008754
x2  0.0009269

Parameterization:
  FREE form (all coefficients in A, B, C free).
  Feedthrough: none
  Disturbance component: estimate
  Number of free coefficients: 14
  Use "idssdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
  Estimated using SSEST on time domain data "DT12".
  Fit to estimation data: 89.31% (prediction focus)
  FPE: 0.08481, MSE: 0.0805

```

FIGURA 5.18: Ecuación espacio-estado identificada para la TAP en el ensayo A1.

En la Figura 5.19, se observa la gráfica comparativa del comportamiento de la TAP, medidos y estimados utilizando la ecuación espacio-estado mostrada en la FIGURA 5.18. Se observa que la herramienta pudo estimar resultados y comportamientos similares a los medidos. Se aprecia que esta herramienta siempre parte de una condición de cero, para después estimar los siguientes valores, por lo que, se entiende que esa condición disminuye el porcentaje de similitud y aumenta el valor de NMSE. En esta estimación se calculó un valor de NMSE de 0.0956.

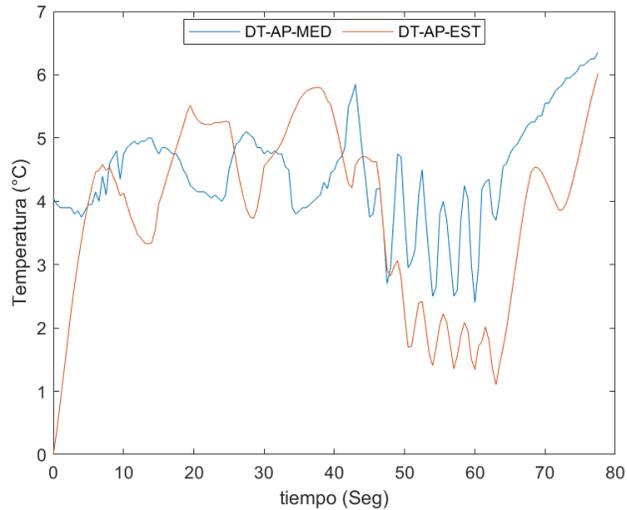


FIGURA 5.19: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo A1.

En la FIGURA 5.20 se observa el comportamiento de los valores de la TR, medidos y estimados con la ayuda de la herramienta NNF en el ensayo A2. Se aprecian diferencias muy pequeñas entre los valores, únicamente se ven dos ocasiones en que la diferencia puede superar los $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ y estos valores se observan en la tercera etapa de la prueba. En este ensayo se obtuvo un valor de NMSE de 0.0013.

3. Identificación y estimación para la TR del ensayo A2

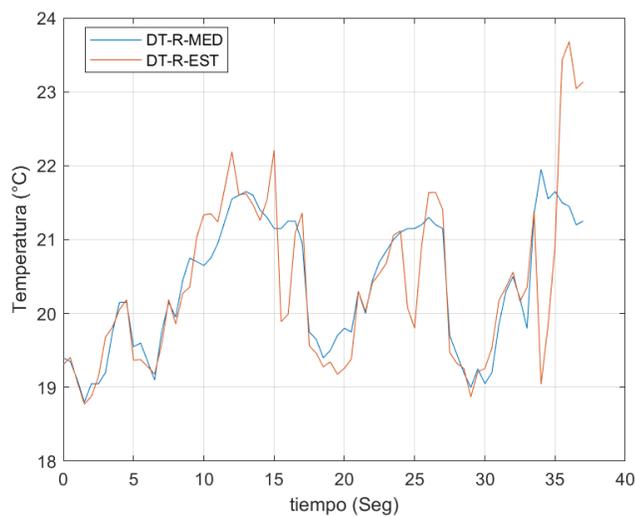


FIGURA 5.20: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo A2.

En la FIGURA 5.21, se observa la ecuación espacio-estado que identificó la herramienta ssest en el ensayo A2. Esta herramienta obtuvo el mayor porcentaje de acierto (74.26 %), declarado por la herramienta.

4. Identificación y estimación para la TAP del ensayo A2

```

FT22 =
Continuous-time identified state-space model:
dx/dt = A x(t) + B u(t) + K e(t)
y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)

A =
      x1      x2      x3      x4      x5      x6      x7      x8      x9
x1 -0.008087 -0.004289 -0.01329 0.001032 -0.006988 0.005817 -0.01432 -0.003654 -0.01536
x2 -0.01222 -0.01524 -0.004391 -0.008726 -0.00268 -0.02634 -0.01558 0.002607 0.00695
x3 -0.002757 0.003425 -0.01476 -0.01229 -0.0444 0.002082 0.01337 -0.01205 -0.04142
x4 -0.001043 0.0166 -0.007622 0.008623 -0.01387 0.03373 -0.1097 0.04906 0.01233
x5 0.001318 -0.00607 0.03742 0.01592 -0.0053 -0.01996 -0.007945 -0.01139 -0.01776
x6 -0.007079 0.01449 -0.00304 -0.01713 0.01726 0.01463 0.01118 -0.006715 -0.004571
x7 0.004492 0.01096 -0.009116 0.05446 0.01088 -0.006384 -0.006608 -0.01193 0.01986
x8 0.00133 -0.0154 -0.009574 -0.02817 0.01159 -0.00879 0.03272 -0.002613 0.01658
x9 0.005334 -0.001334 -0.005534 -0.01399 -0.007162 0.0114 -0.009716 -0.03334 -0.03733

B =
      u1      u2      u3
x1 7.609e-05 0.000573 -0.0001515
x2 0.01037 0.000854 -0.0004377
x3 -0.003426 -0.0006625 0.001394
x4 -0.001766 0.001287 -0.009261
x5 -0.000347 -0.0005638 -0.00271
x6 -0.0007397 -0.001238 0.008378
x7 0.005221 -0.0004379 -0.0006143
x8 0.0013 0.0007581 0.001103
x9 -0.002702 -0.001016 0.002356

C =
      x1      x2      x3      x4      x5      x6      x7      x8      x9
y1 -6.377 -0.1679 -0.03258 0.2815 -0.5703 0.1512 0.4246 -0.09268 -0.235

D =
      u1 u2 u3
y1 0 0 0

K =
      y1
x1 0.0005577
x2 -0.003611
x3 0.01471
x4 0.01315
x5 -0.02698
x6 0.07175
x7 0.02112
x8 -0.03324
x9 0.003686

Parameterization:
FREE form (all coefficients in A, B, C free).
Feedthrough: none
Disturbance component: estimate
Number of free coefficients: 126
Use "idssdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
Estimated using SSEST on time domain data "DT22".
Fit to estimation data: 74.26% (prediction focus)
FPE: 0.06875, MSE: 0.04185

```

FIGURA 5.21: Ecuación espacio y estado identificada para la TAP en el ensayo A2.

En la FIGURA 5.22 se observan los comportamientos de la TAP, medidos y estimados en el ensayo A2. Se puede observar que esta función, como se ha mencionado con anterioridad, parte de la condición inicial de cero y esto disminuye la similitud entre los valores. Las diferencias mayores entre los valores medidos y estimados se observan durante la primera mitad del ensayo, y en la segunda parte los valores reducen sus diferencias. Para este ensayo se obtuvo un valor de NMSE de 2.2242.

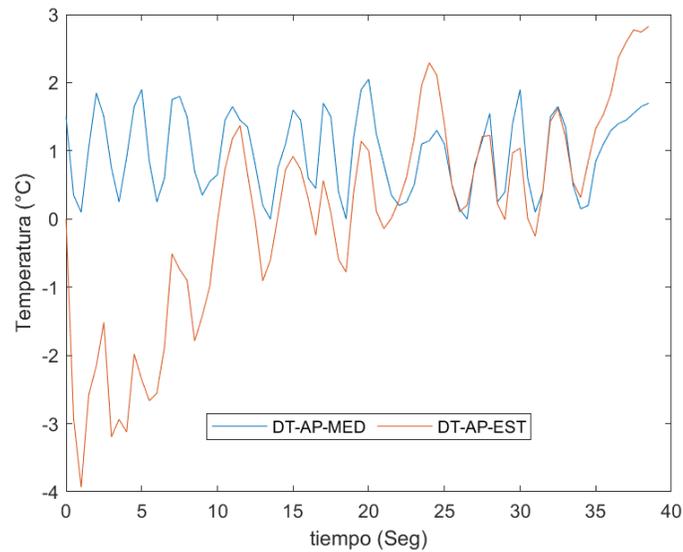


FIGURA 5.22: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo A2.

En la FIGURA 5.23, se observa la identificación y estimación de la TR, realizada por la herramienta NNF para el ensayo B1. Se observa durante los primeros 10 minutos que existe una diferencia pequeña entre los valores. Después de este tiempo existen algunas diferencias que superan los 2 °C. El valor de NMSE que se calculó para este ensayo fue de 0.0516.

5. Identificación y estimación para la TR del ensayo B1

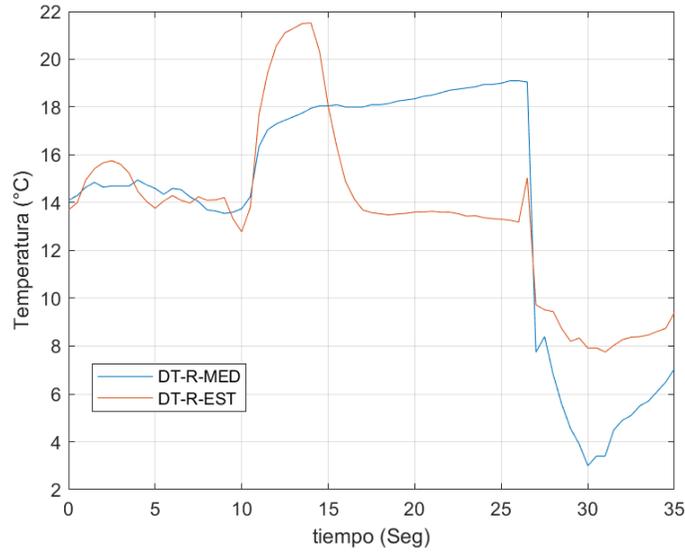


FIGURA 5.23: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo B1.

En la FIGURA 5.24, se observa la identificación y estimación de la TAP utilizando la herramienta NNF, en el ensayo B1. En este ensayo se observan similitudes en los comportamientos, pero diferencias entre los valores. Cuando se tiene este tipo de comportamientos, se entiende que el porcentaje de los datos utilizados como entrenamiento, tiene un comportamiento diferente al porcentaje utilizado para estimación. Este comportamiento ocasiona que, el modelo identificado y utilizado no permita reducir las diferencias entre los valores medidos y estimados. El valor de NMSE calculado para este ensayo fue de 0.0952.

6. Identificación y estimación para la TAP del ensayo B1

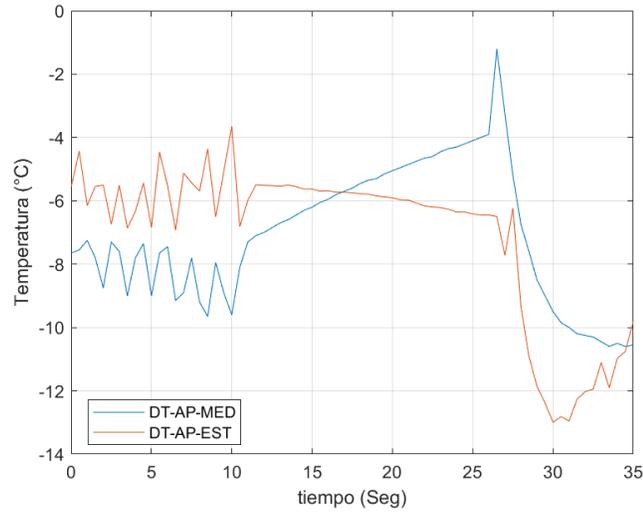


FIGURA 5.24: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo B2.

En la FIGURA 5.25, se observa la identificación y estimación del comportamiento de la TR realizado por la herramienta NNF, en el ensayo B2. Por más de 45 minutos la diferencia entre los valores de TR medidos y estimado tuvieron una diferencia no mayor a 1 °C. La identificación y estimación realizada por la herramienta NNF permitio obtener un valor de NMSE de 0.0027.

7. Identificación y estimación para la TR del ensayo B2

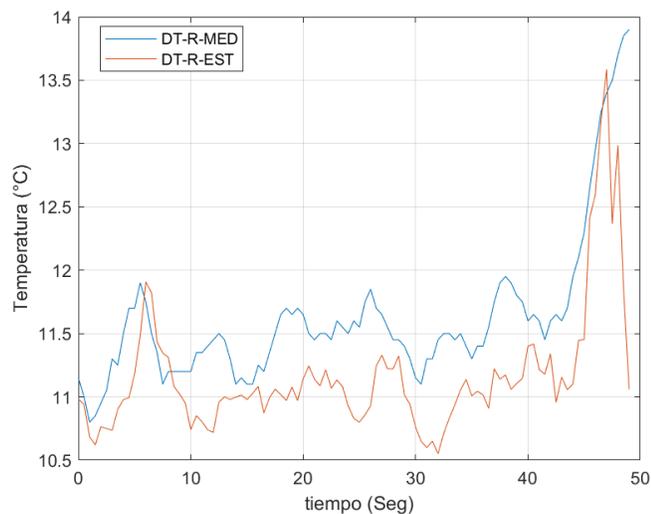


FIGURA 5.25: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo B2.

En la FIGURA 5.26, se observa la identificación y estimación para la TAP en el ensayo B2 y realizada por la herramienta NNF. Se observa que los valores de estimación llegan a tener incrementos que se diferencian por más de 2 °C de los valores medidos. Dentro de los comportamientos se observa que los valores coinciden en muchas ocasiones y que la mayor diferencia se encuentra aproximadamente 5 minutos antes de finalizar el ensayo. La herramienta permitió calcular un valor NMSE de 0.0212.

8. Identificación y estimación para la TAP del ensayo B2

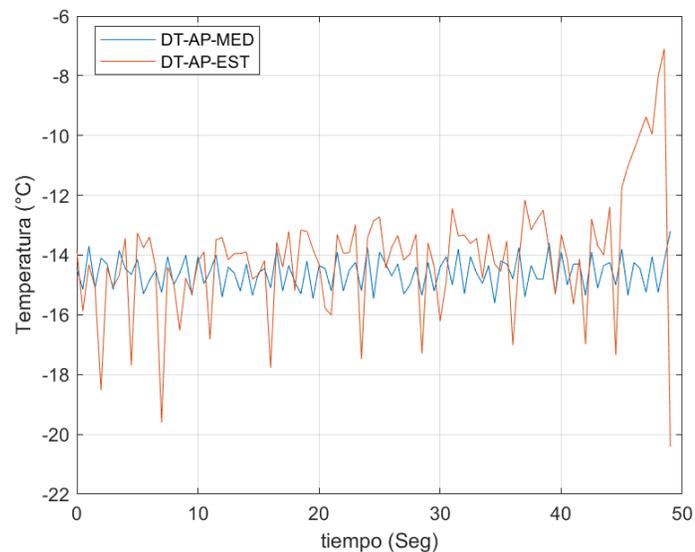


FIGURA 5.26: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo B2.

En FIGURA 5.27, se aprecia la identificación y estimación para la TR en el ensayo C1, realizado por la herramienta NNF. Se observa que los valores medidos y estimados mantiene el mismo comportamiento. Las diferencias más significativas se aprecian cercanos a los minutos 5, 19, y 30. Los comportamientos que tienen pocas diferencias en sus valores, demuestran que el modelo identificado durante el entrenamiento representa de forma correcta el comportamiento del sistema, y además permite estimar comportamientos de forma precisa. El valor de NMSE calculado en este ensayo es de 0.0017.

9. Identificación y estimación para la TR del ensayo C1

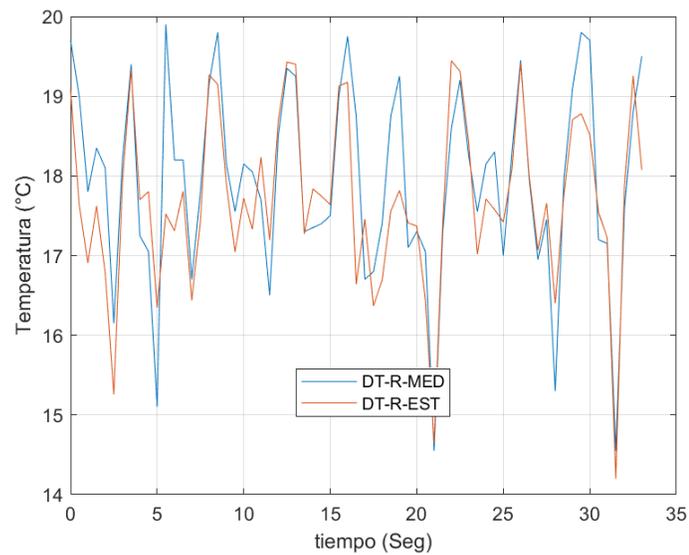


FIGURA 5.27: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo C1.

En la FIGURA 5.28, se observa la identificación y estimación de la TAP en el ensayo C1, realizado por la herramienta NNF. La herramienta NNF realizó una buena identificación del modelo y eso permitió que hubiera mucha similitud entre los valores estimados y los medidos. Las diferencias que se observan entre los valores no superan los 2 °C. El valor de NMSE que se calculó en este ensayo fue de 0.0237.

10. Identificación-Estimación para TAP del ensayo C1

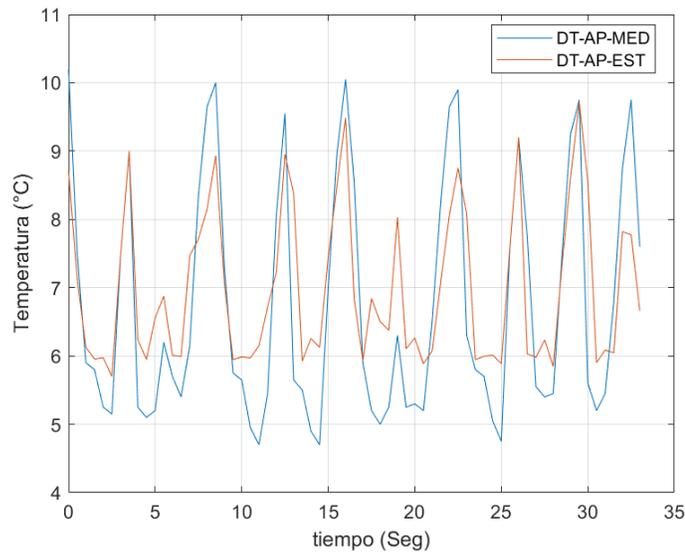


FIGURA 5.28: Temperatura medida y estimada para TAP en el ensayo C1.

En la FIGURA 5.29, se observa la identificación y estimación para la TR en el ensayo C2, realizado por la herramienta NNF. Se observa que la herramienta realizó una identificación idónea del modelo del sistema durante la etapa de entrenamiento. La identificación permitió que la herramienta estimara resultados que no tuvieran grandes diferencias con respecto a los valores medidos. Las diferencias más significativas se encuentran entre el minuto 20 y 30 del ensayo, y no se aprecia una diferencia mayor a 2 °C. En este ensayo se obtuvo un valor de NMSE de 0.0013.

11. Identificación-Estimación para la TR del ensayo C2

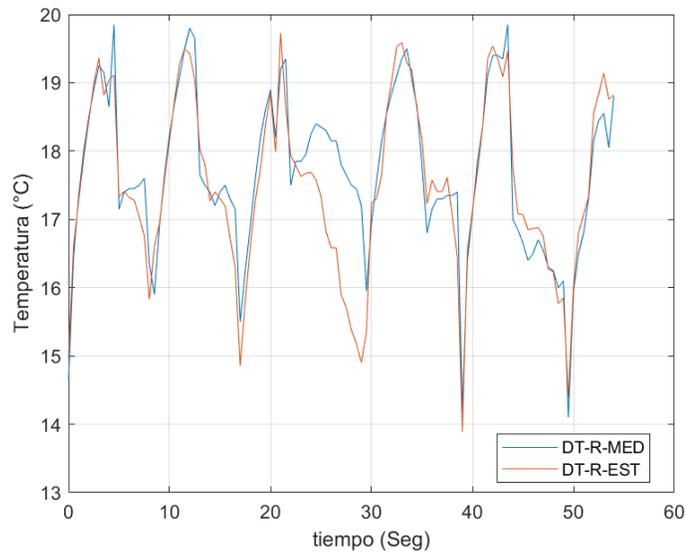


FIGURA 5.29: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo C2.

En la FIGURA 5.30, se observa la identificación y estimación de la TAP realizada por la herramienta NNF, en el ensayo C2. En la gráfica se puede apreciar que la herramienta utilizada, logró una buena identificación del modelo que describe el comportamiento del sistema durante este ensayo. La identificación permitió que la herramienta estimara valores muy cercanos a los medidos experimentalmente, y es por eso que los comportamientos se observan muy similares. De los minutos 22 a 30, y 50 a 55, es donde se encuentran las diferencias más representativas de ensayo, pero no superan diferencias de 2 °C entre los valores. La identificación y estimación de este ensayo permitió calcular un valor de NMSE de 0.0230.

12. Identificación-Estimación para la TAP del ensayo C2

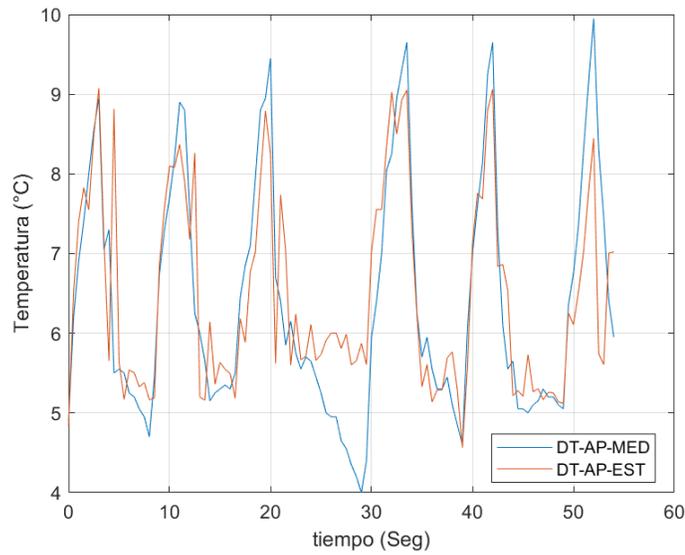


FIGURA 5.30: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo C2.

En la FIGURA 5.31, se observa la identificación y estimación realizada por la herramienta NNF, en el ensayo D1. Se puede apreciar que esta herramienta tuvo dificultades al momento de estimar los resultados. Se observa que los comportamientos de los valores estimados y medidos tienen muchas diferencias entre sí. Al observar este tipo de comportamientos se comprueba que el modelo que identificó la herramienta utilizando el 75 % de los datos, y que posteriormente fue utilizado para estimar los valores del 25 % restante, no describe los dos comportamientos. NNF fue la herramienta con el valor de NMSE más pequeño siendo de 0.4150.

13. Identificación-Estimación para la TR del ensayo D1

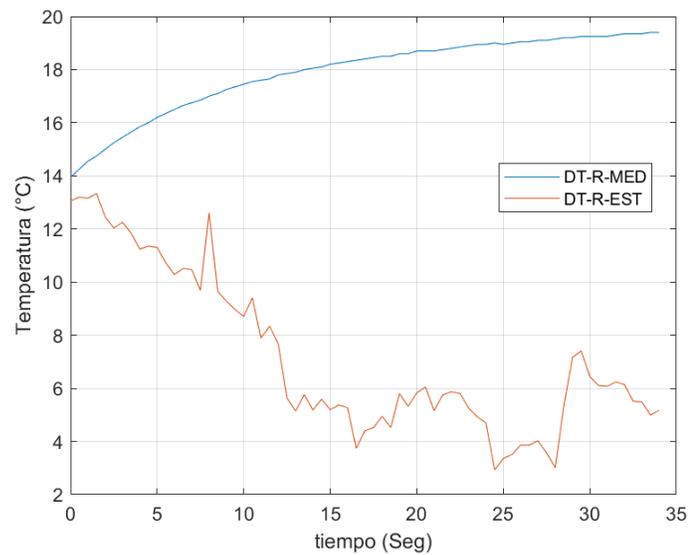


FIGURA 5.31: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo D1.

En la FIGURA 5.32, se observa la función de transferencia obtenida por la herramienta tfest, y que describe el comportamiento de la TAP en el ensayo D1. La herramienta muestra un porcentaje de 87.12% de acierto en la identificación del modelo que describe el comportamiento real del sistema. La función identificada corresponde a un polinomio de segundo grado.

14. Identificación-Estimación para la TAP del ensayo D1

```

FT72 =

  From input "u1" to output "y1":
    0.008875 s - 7.29e-05
    -----
    s^2 + 0.0009408 s + 6.172e-06

  From input "u2" to output "y1":
    -0.01108 s + 1.294e-05
    -----
    s^2 + 0.002635 s + 8.592e-06

  From input "u3" to output "y1":
    0.002257 s - 1.302e-06
    -----
    s^2 + 0.00123 s + 1.715e-06

Continuous-time identified transfer function.

Parameterization:
  Number of poles: [2 2 2]   Number of zeros: [1 1 1]
  Number of free coefficients: 12
  Use "tfdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
  Estimated using TFEST on time domain data "DT72".
  Fit to estimation data: 87.12%
  FPE: 1.293, MSE: 1.083

```

FIGURA 5.32: Función de transferencia identificada para la TAP en el ensayo D1.

En la FIGURA 3.33, se observa el comportamiento de la TAP medido y estimado con ayuda de la herramienta tfest en el ensayo D1. Como se puede apreciar los comportamiento mantienen diferencias muy notorias. Las herramientas tuvieron dificultades para identificar un modelo que describiera el comportamiento del sistema, y por consecuencia los datos que se estimaron utilizando ese modelo no fueron parecidos a los medidos. La herramienta tfest al igual que la herramienta ssest parten de una condición inicial de cero, que disminuye el porcentaje de acierto en la identificación. Otra acción clave durante este ensayo, fue que la configuración del sistema calorímetro no logró estabilizar las condiciones de pruebas adecuadas que mantuvieran un comportamiento constante durante el ensayo. El valor de NMSE calculado en este ensayo es uno de los más altos siendo un valor de 1.5882.

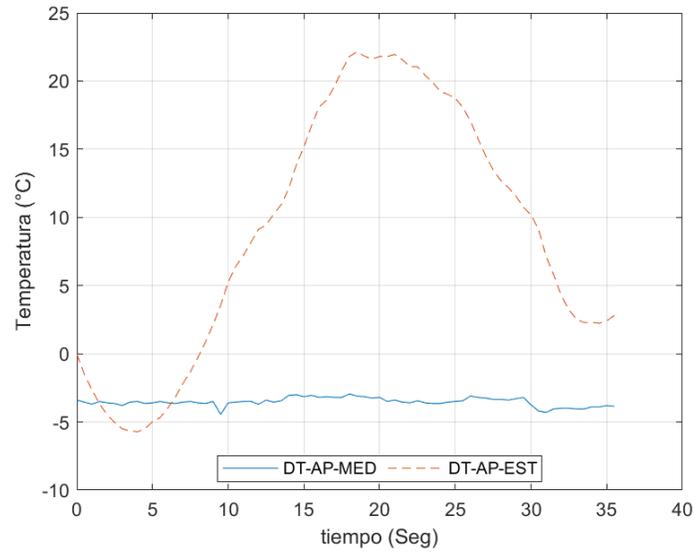


FIGURA 5.33: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo D1.

En la FIGURA 5.34, se observa la identificación y estimación de la TR realizado por la herramienta NNF, en el ensayo D2. Como se ha podido apreciar en los ensayos realizados a esta unidad condensadora, las herramientas tuvieron dificultades para identificar un modelo que describa completamente el comportamiento del sistema durante estos ensayos. En esta gráfica se puede apreciar que la herramienta NNF durante los primeros 5 minutos, realizó una buena estimación, pero después de este tiempo la diferencia entre los valores se incrementó. El valor de NMSE obtenido en este ensayo fue de 0.1505.

15. Identificación y estimación para la TR del ensayo D2

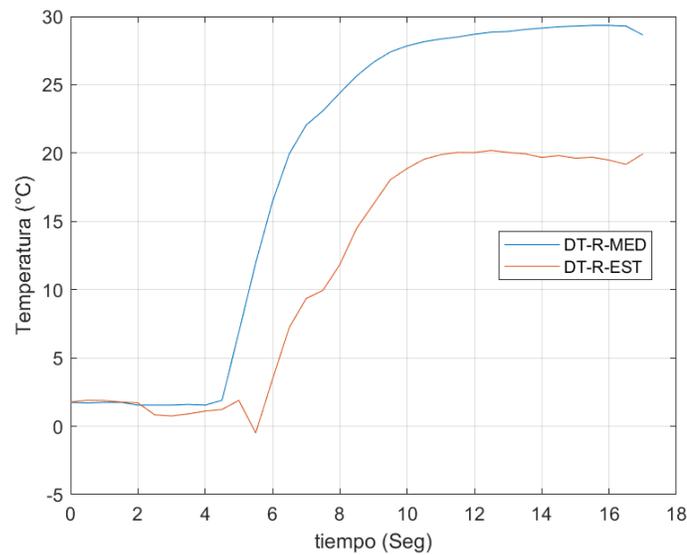


FIGURA 5.34: Temperatura medida y estimada para la TR en el ensayo D2.

En la FIGURA 5.35, se observa la identificación y estimación realizada por la herramienta NNF en el ensayo D2. Durante este ensayo la herramienta NNF pudo aumentar el porcentaje de acierto en la identificación del modelo que describe el comportamiento del sistema. Al tener un modelo más cercano a la realidad, provocó que los valores estimados también fueran más cercanos a los medidos. Las diferencias más notorias se encuentran dentro de los primeros 6 minutos del ensayo, el resto del tiempo las diferencias entre valores disminuyeron hasta tener una diferencia inferior a 2 °C. El valor NMSE obtenido en este ensayo fue de 0.0066.

16. Identificación y estimación para la TAP del ensayo D2

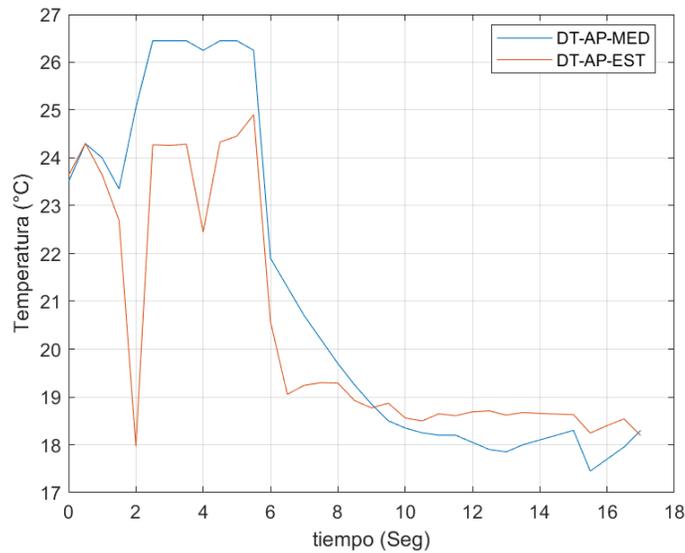


FIGURA 5.35: Temperatura medida y estimada para la TAP en el ensayo D2.

De los resultados obtenidos durante estos ensayos y aplicando el método 2, se concluye que la mejor herramienta en la identificación y estimación fue Neural Net Fitting (NNF). El algoritmo que maneja esta herramienta permite identificar las no linealidades y trabajar sin condiciones iniciales, lo que provoca que las estimaciones no comiencen en cero y estén más apegadas a la realidad. La desventaja de esta herramienta, es que no muestra el modelo identificado, solo muestra el algoritmo utilizado y genera la función que ayuda a estimar los resultados. También se comprueba que en las herramientas función de transferencia (tfest), y espacio-estado (srest), las no linealidades, el hecho de no tener condiciones iniciales, y hasta la falta de información, reducen las posibilidades de obtener una buena identificación, y esto se observa en los valores de NMSE. Además, el comportamiento del sistema calorímetro cambia drásticamente de un tiempo a otro, como se apreció en algunos ensayos, donde el modelo, que se identificó con el 75 % de los datos, no describe el comportamiento del 25 % restante. Al concluir los ensayos, se ha encontrado que las herramientas permitieron realizar una buena identificación, y que pueden ser utilizadas de manera confiable en la identificación de otros subsistemas más complejos.

CONCLUSIONES

Con el desarrollo del proyecto titulado “CARACTERIZACIÓN Y MODELADO DE LA DINÁMICA DE UN SISTEMA CALORÍMETRO DE FLUIDO SECUNDARIO, MEDIANTE DATOS EXPERIMENTALES, BAJO CONDICIONES AMBIENTALES Y CARGAS TÉRMICAS VARIABLES”, se puede entender el comportamiento del sistema calorímetro bajo condiciones conocidas y desconocidas. Los resultados se han mostrado en gráficas comparativas, y también se ha calculado el Error Cuadrático Medio Normalizado (NMSE) existente entre los datos medidos experimentalmente, y los estimados a través de las herramientas computacionales. Para cumplir con los objetivos planteados al inicio de la investigación, se aplicaron 2 Esquemas de Selección de Datos, de donde se obtuvieron 2 tablas comparativas de los NMSE. Teniendo en cuenta los comentarios anteriores, se resaltan los siguientes puntos.

- La hipótesis declarada al inicio de esta investigación pudo comprobarse satisfactoriamente. Se corroboró que, teniendo información experimental, y utilizando herramientas computacionales para la identificación y estimación de resultados, se pueden obtener los comportamientos de sistemas más complejos. También fue posible saber, que se puede mejorar la funcionalidad del sistema y facilitar la operación segura.

- Los objetivos planteados al inicio del trabajo de investigación se pudieron cumplir totalmente. Se realizó la identificación de los modelos y la estimación de resultados a través de las herramientas tfest y ssest. La herramienta NNF fue una herramienta que permitió estimar resultados con una mayor exactitud. El cálculo del error cuadrático medio normalizado (NMSE) comprobó la funcionalidad de las herramientas utilizadas, y además brindó confiabilidad para su uso.
- La mejor herramienta en la identificación y estimación es Neural Net Fitting (NNF). De las 24 identificaciones y estimaciones realizadas, los porcentajes de acierto fueron: NNF=79.166 %, ssest=16.666 %, y tsest=4.167 %.
- El modelo de redes neuronales produce mejores estimaciones que los modelos lineales; esto puede sugerir que las no linealidades presentes en la dinámica del sistema juegan un papel muy relevante en el comportamiento del mismo.
- Algunas de las herramientas computacionales (tfest y ssest) suponen condiciones iniciales nulas. Lo anterior influye negativamente en las estimaciones. Es necesario revisar la posibilidad de incluir las condiciones iniciales en estas herramientas, o usar otra base de datos para realizar la identificación.
- El sistema calorímetro fue dividido en dos subsistemas. Uno para el refrigerante que cambia de fase, y otro para la mezcla agua-propilenglicol. Se definieron entradas y salidas para ambos subsistemas. Los resultados muestran que es posible generar modelos que aproximen el comportamiento entrada salida para ambos sistemas.
- Modelos entrada-salida fueron generados para el subsistema de refrigerante que cambia de fase, y el subsistema de mezcla agua-propilenglicol. En ambos casos, se comprueba el ajuste del modelo mediante el NMSE. En la mayoría de los casos analizados, el modelo del refrigerante presenta un mejor ajuste basado en el NMSE con respecto al modelo de mezcla. Lo anterior puede depender de que el subsistema de refrigerante está en un ambiente controlado; por otro

lado, el subsistema de mezcla está en contacto con el ambiente externo, por lo que existen perturbaciones que no son medidas ni tomadas en consideración.

- Las válvulas de cierre y apertura del flujo de mezcla se ajustan de forma manual de prueba en prueba, e impactan directamente en el comportamiento del calorímetro. Lo anterior provoca dificultades, ya que cambia la dinámica del sistema. Para una mejor estimación, es deseable tener el registro de apertura de estas válvulas.
- El subsistema de intercambio de calor externo que está conectado al sistema calorímetro provoca un comportamiento variable dependiente del ambiente exterior. Ya que no se instrumentaron en su totalidad todos los subsistemas del calorímetro, se encuentran comportamientos difíciles de identificar y, también, difíciles de estimar. Para mejorar la estimación, sería deseable contar con el registro de las condiciones ambientales con más detalle.
- La herramienta Neural Net Fitting (NNF), al ser una red neuronal de caja gris, no muestra el modelo matemático, pero es la herramienta que obtiene el mejor ajuste en función del NMSE. La herramienta puede trabajar ante no linealidades y condiciones iniciales no nulas.

6.1 TRABAJOS FUTUROS.

El trabajo realizado da origen a una serie de posibles trabajos futuros, con la finalidad de aumentar el conocimiento sobre la identificación y caracterización de sistemas, y también la estimación de resultados dentro del área de refrigeración. En esta ocasión, la investigación se centró en el sistema calorímetro, donde aún se pueden realizar los siguientes trabajos futuros.

- De la misma forma en que se tiene información de los subsistemas de refrigeración para R-404A y la mezcla agua-propilenglicol, se propone realizar una

instrumentación para las condiciones ambientales faltantes y ligadas al sistema principal. De esta manera se tendrá mayor información que ayudará a las herramientas computacionales a realizar una mejor identificación y estimación.

- Una vez que se sabe la influencia que tienen las válvulas presentes dentro del circuito del sistema, se plantea mejorar el control e instrumentación necesaria para saber los valores exactos de apertura y cierre de dichos instrumentos.
- Aumentar la base de datos con ensayos realizados a las unidades condensadoras, cuidando que existan las mismas condiciones entre ensayos y así se pueda tener una mayor repetibilidad en los resultados.
- Se pueden investigar y aplicar otras herramientas computacionales para identificación de sistemas y estimación de resultados, y realizar una comparativa entre herramientas. Algunas herramientas de Matlab que pueden ser utilizadas, se encuentran agrupadas en el System Identification Toolbox (SIT) como: armax, arx, bj, oe, y pem. Además, se podría utilizar el lenguaje de programación Octave, que cuenta con funciones similares a Matlab.
- Se pueden investigar y aplicar otros métodos de evaluación para los resultados generados por las herramientas computacionales. Algunos métodos aplicables pueden ser: cálculo del error estándar, cálculo de desviación, error medio, etc.

APÉNDICE A

EJERCICIO DOBLE RC PARA LA OBTENCIÓN DE LA FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA CARACTERÍSTICA.

Como se explicó en CAPÍTULO 3, la función de transferencia relaciona la salida del sistema sobre la entrada del mismo. Permite analizar cómo se comporta un proceso a lo largo del tiempo. Para entender mejor estos conceptos, se desarrolla un ejercicio sobre el comportamiento de la tensión eléctrica dentro de un circuito doble RC. La finalidad es desarrollar el modelo matemático hasta obtener la función de transferencia que describe el fenómeno.

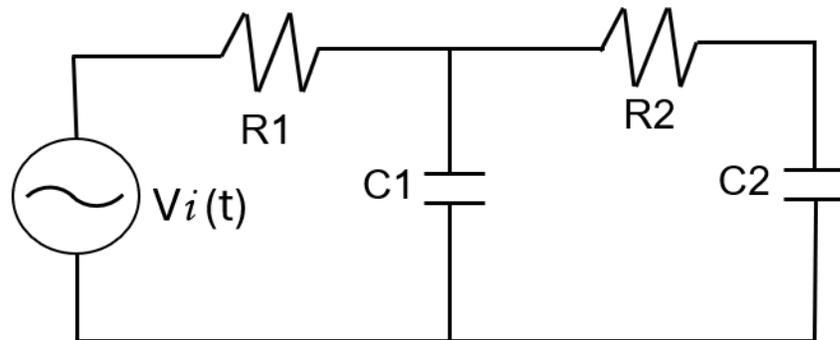


FIGURA A.1: Ejemplo Circuito doble RC.

Se aplica la Ley de Voltajes de Kirchhoff y se tiene.

$$V_i(t) = V_{R1}(t) + V_{C1}(t)$$

$$V_{C1}(t) = V_{R2}(t) + V_{C2}(t)$$

Se reemplaza $V_{C1}(t)$ en $V_i(t)$.

$$V_i(t) = V_{R1}(t) + V_{R2}(t) + V_{C2}(t)$$

Se aplica ley de Ohm.

$$V_{R1}(t) = R_1 i_1(t) \qquad V_{R2}(t) = R_2 i_2(t).$$

La corriente que circula por un capacitor esta dado por.

$$i_2(t) = C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt}$$

Se sustituye.

$$V_{R2}(t) = R_2 C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt}$$

La corriente que circula por los capacitores esta dada por.

$$i_1(t) - i_2(t) = C_1 \frac{dV_{C1}(t)}{dt}$$

$$i_1 = i_2(t) + C_1 \frac{dV_{C1}(t)}{dt}$$

$$i_1(t) = C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + C_1 \frac{dV_{C1}(t)}{dt}$$

Se desarrolla el ejercicio términos de tensión.

$$\text{Si } V_{C1}(t) = V_{R2}(t) + V_{C2}(t).$$

$$\text{Se tiene } i_1(t) = C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + C_1 \frac{d}{dt}(V_{R2}(t) + V_{C2}(t))$$

$$\text{Si } V_{R2}(t) = R_2 C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt}$$

Se sustituye

$$i_1(t) = C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + C_1 \frac{d}{dt} \left(R_2 C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + V_{C2}(t) \right)$$

$$i_1(t) = C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + C_1 R_2 C_2 \frac{d^2 V_{C2}(t)}{dt^2} + C_1 \frac{dV_{C2}(t)}{dt}$$

$$\text{Si } V_{R1}(t) = R_1 i_1(t) \text{ tal que } i_1(t) = \frac{V_{R1}(t)}{R_1} \text{ entonces.}$$

$$V_{R1}(t) = R_1 \left[C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + C_1 R_2 C_2 \frac{d^2 V_{C2}(t)}{dt^2} + C_1 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} \right]$$

$$\text{si } V_i(t) = V_{R1}(t) + V_{R2}(t) + V_{C2}(t).$$

$$V_i(t) = R_1 C_1 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + R_1 R_2 C_1 C_2 \frac{d^2 V_{C2}(t)}{dt^2} + R_1 C_1 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + R_2 C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + V_{C2}(t).$$

Al reducir los términos semejantes, la ecuación final quedó.

$$R_1 R_2 C_1 C_2 \frac{d^2 V_{C2}(t)}{dt^2} + R_1 C_2 + R_1 C_1 + R_2 C_2 \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + V_{C2}(t)$$

Para obtener la función de transferencia se realizó lo siguiente.

$$\text{Sustituimos } R_1 R_2 C_1 C_2 = a \text{ y } R_1 C_2 + R_1 C_1 + R_2 C_2 = b$$

$$\text{Se tiene } V_i(t) = a \frac{d^2 V_{C2}(t)}{dt^2} + b \frac{dV_{C2}(t)}{dt} + V_{C2}(t)$$

Aplicando la Transformada de Laplace.

$$V_i(S) = a [S^2 V_{C_2}(S) - S V_{C_2}(0) - V_{C_2}(0)] + b [S V_{C_2}(S) - V_{C_2}(0)] + V_{C_2}(S)$$

Si $V_{C_2}(0) = \dot{V}_{C_2}(0) = 0$ Se tiene.

$$V_i(S) = a S^2 V_{C_2}(S) + b S V_{C_2}(S) + V_{C_2}(S)$$

Al factorizar se tiene $V_i(S) = V_{C_2}(S)(a S^2 + b S + 1)$

Al despejar se tiene. $\frac{V_0(S)}{V_i(s)} = \frac{1}{a S^2 + b s + 1}$

La función de transferencia que describe el fenómeno.

$$\frac{V_0(S)}{V_i(S)} = \frac{1}{(R_1 C_1 R_2 C_2) S^2 + (R_1 C_1 + R_1 C_2 + R_2 C_2) S + 1}$$

APÉNDICE B

RESULTADOS DE PRUEBAS USANDO EL ESD 1.

B.1 ENSAYO A.

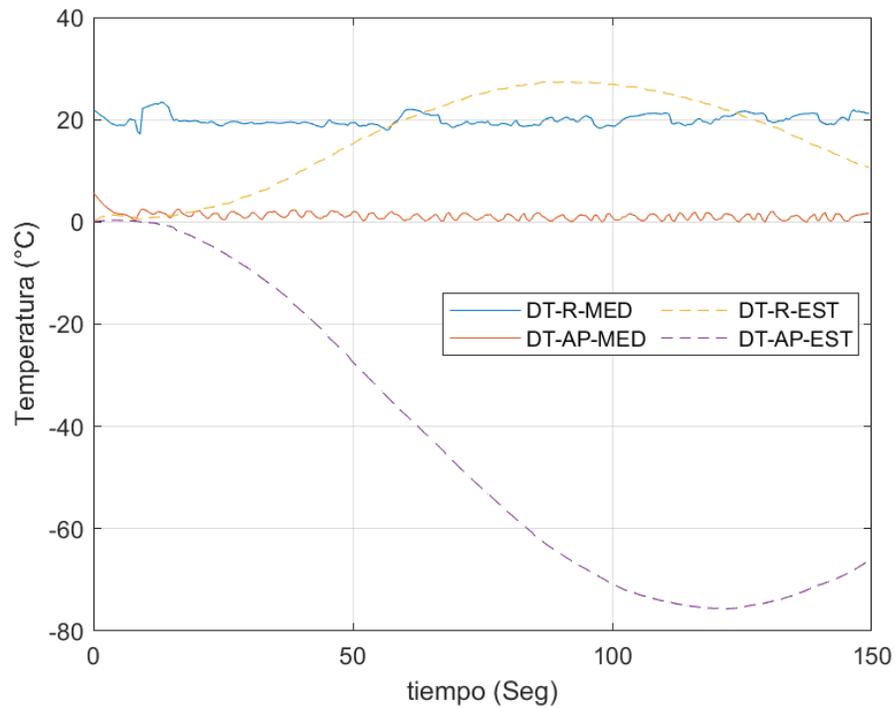


FIGURA B.1: Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en el ensayo A.

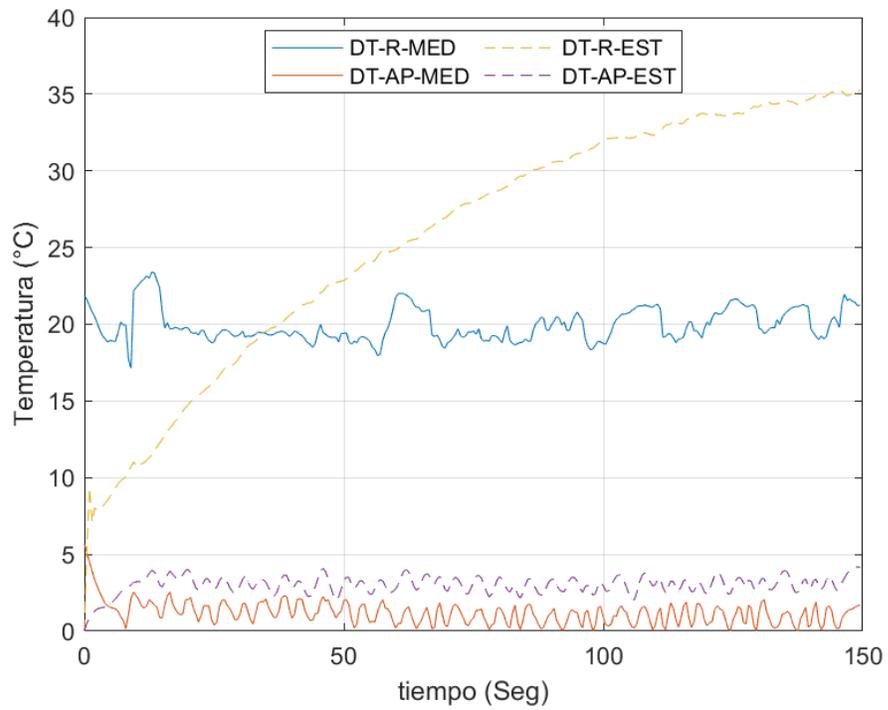


FIGURA B.2: Valores medidos y estimados usando herramienta ssest en ensayo A.

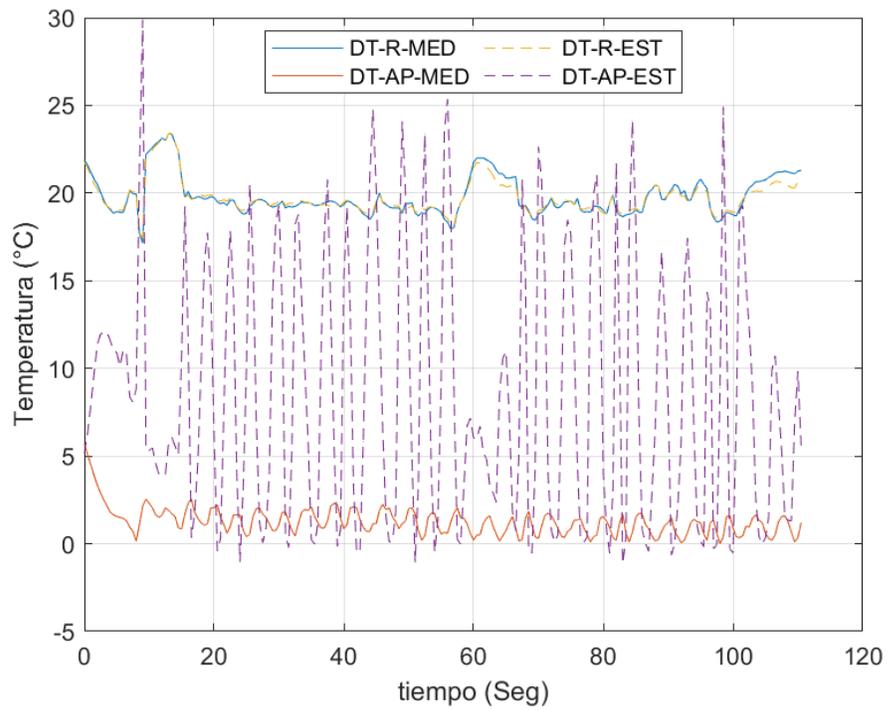


FIGURA B.3: Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo A.

B.2 ENSAYO B.

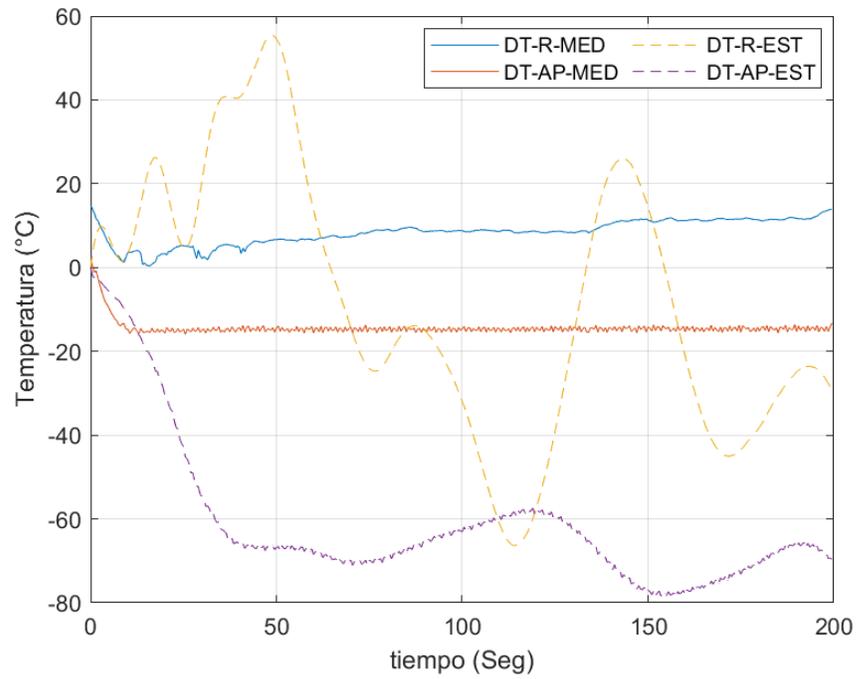


FIGURA B.4: Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en el ensayo B.

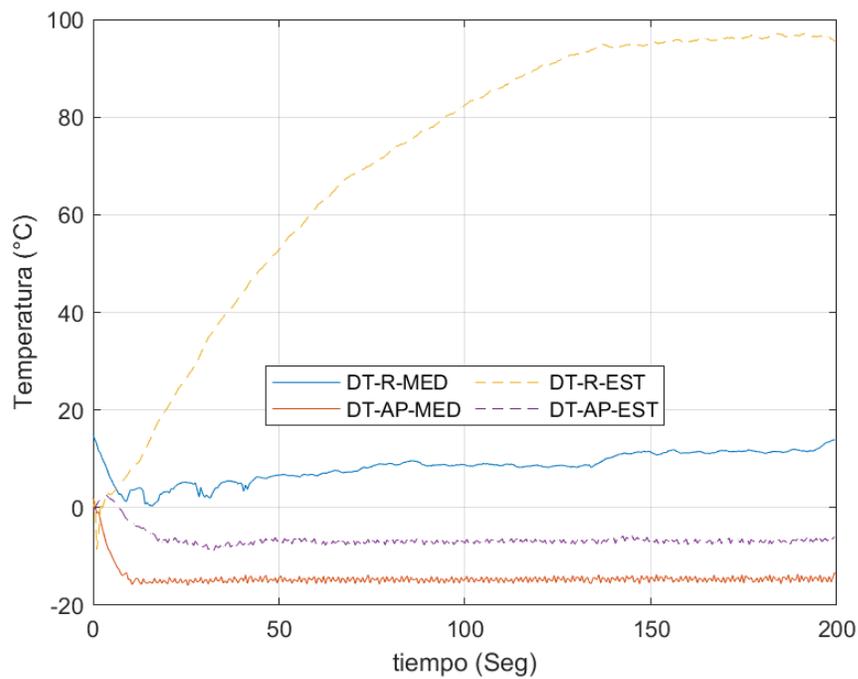


FIGURA B.5: Valores medidos y estimados usando herramienta sstest en el ensayo B.

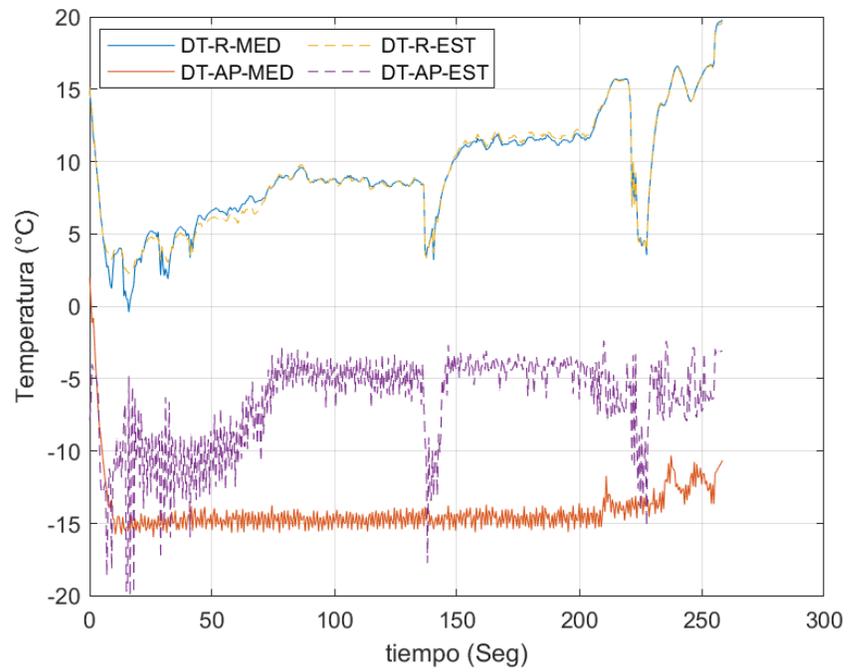


FIGURA B.6: Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo B.

B.3 ENSAYO C.

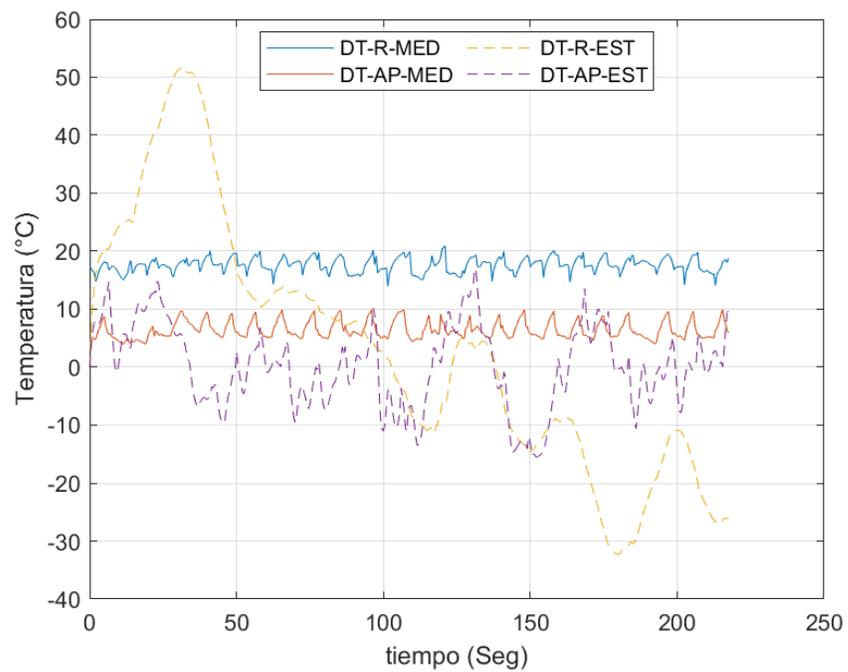


FIGURA B.7: Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en el ensayo C.

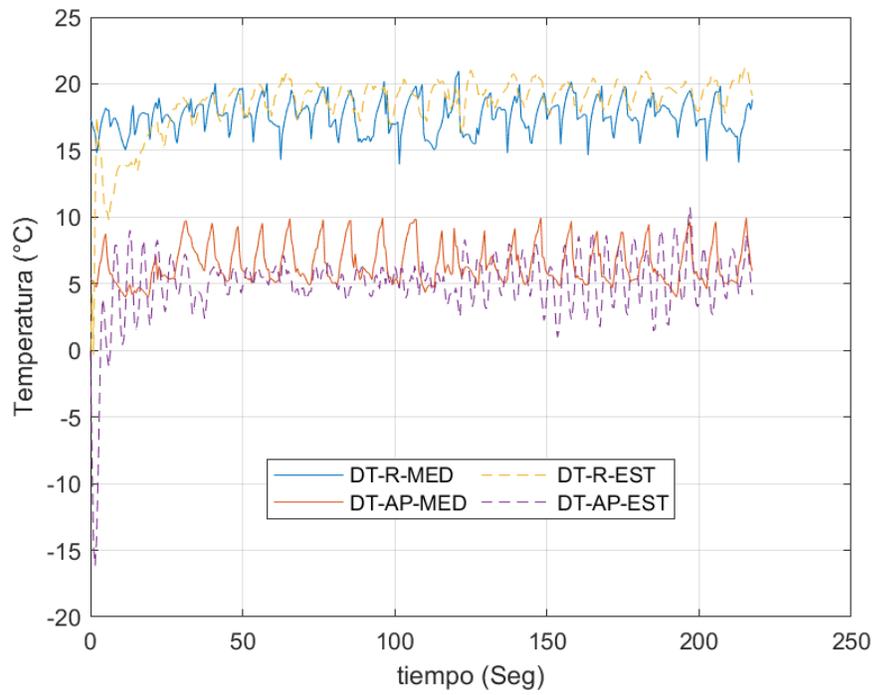


FIGURA B.8: Valores medidos y estimados usando herramienta sst en el ensayo C.

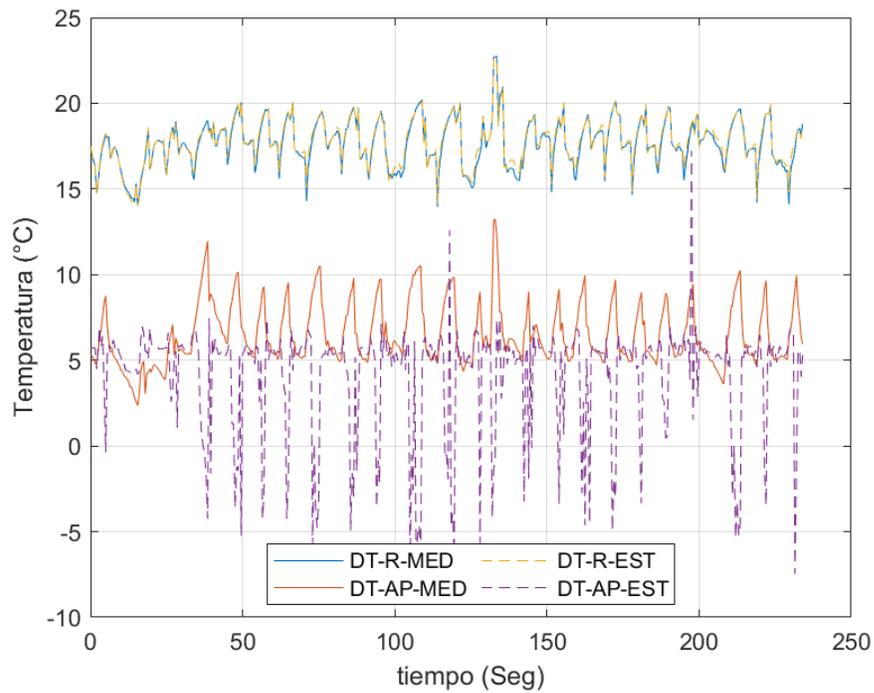


FIGURA B.9: Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo C.

B.4 ENSAYO D.

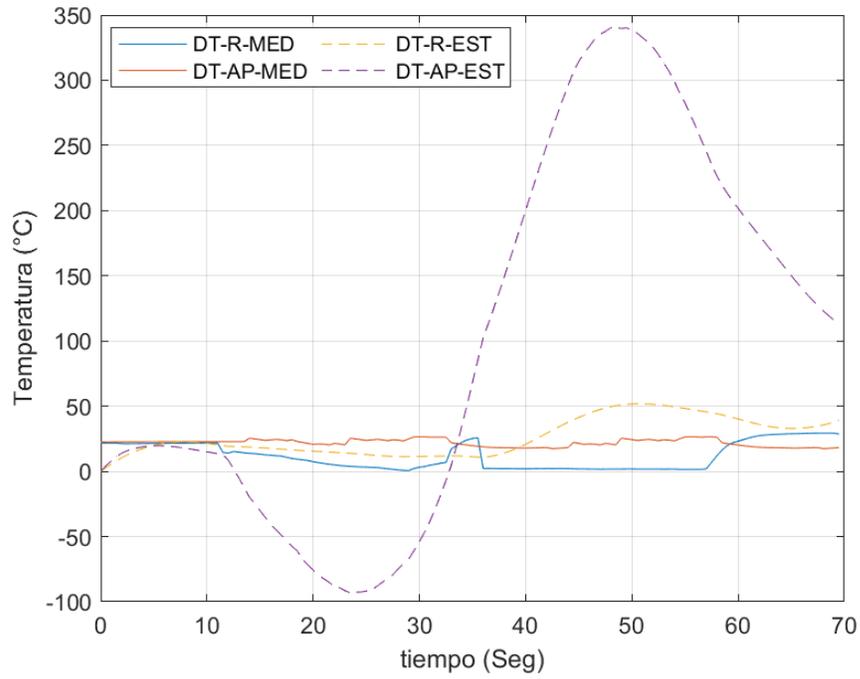


FIGURA B.10: Valores medidos y estimados usando herramienta tfest en ensayo D.

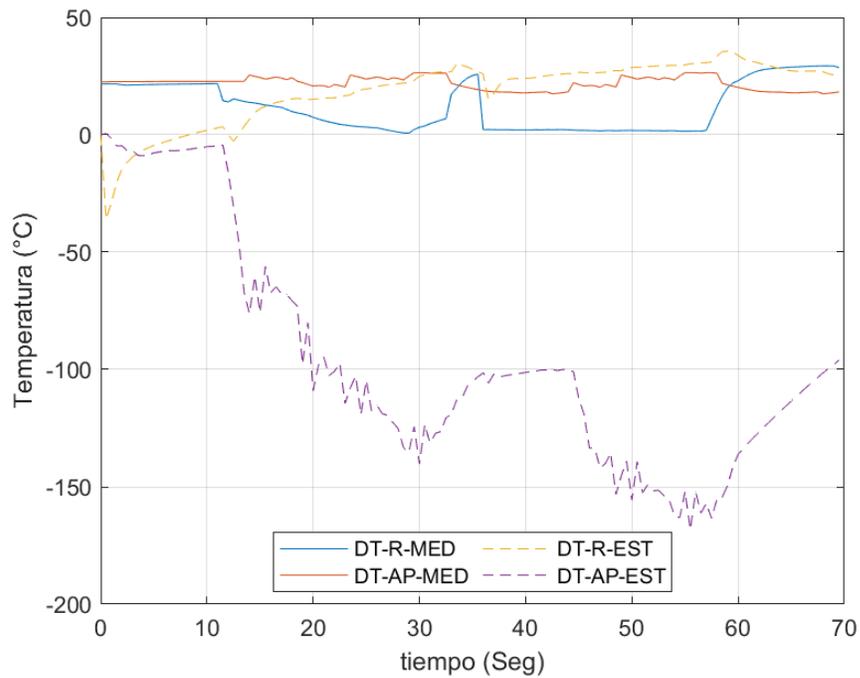


FIGURA B.11: Valores medidos y estimados usando herramienta ssest en ensayo D.

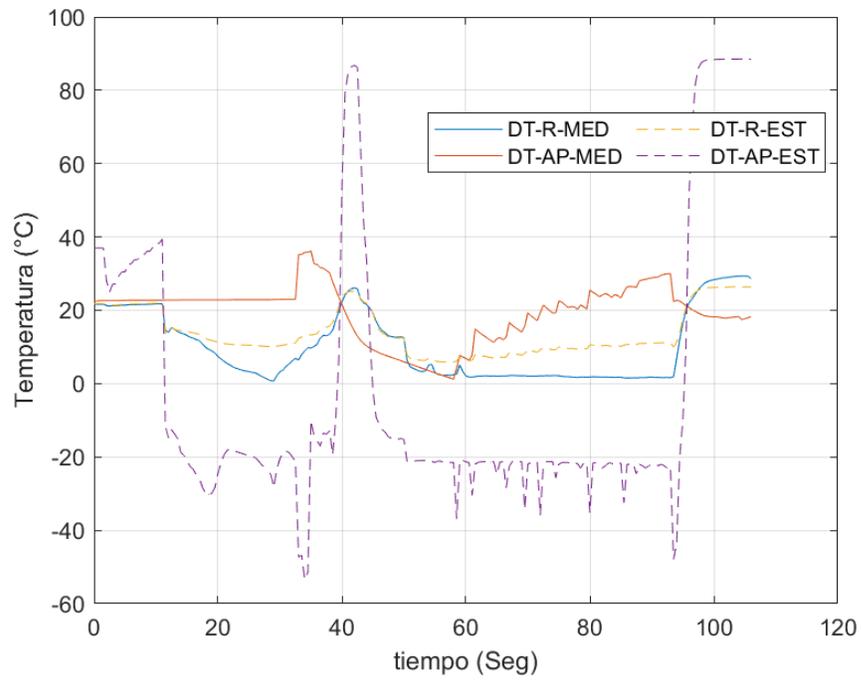


FIGURA B.12: Valores medidos y estimados usando herramienta NNF en ensayo D.

APÉNDICE C

RESULTADOS DE PRUEBAS USANDO EL ESD 2.

C.1 ENSAYO A1.

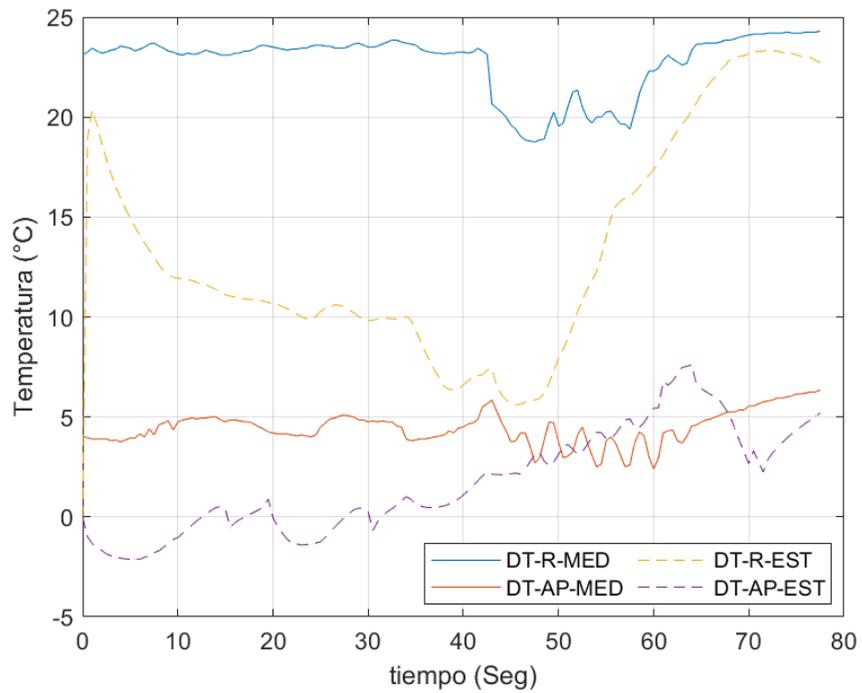


FIGURA C.1: Herramienta tfest usada en el ensayo A1.

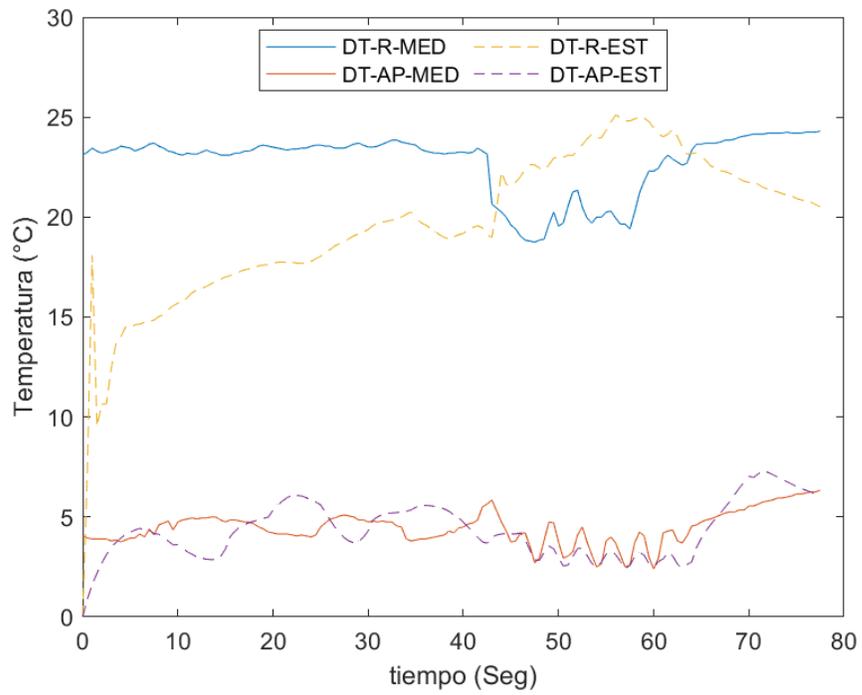


FIGURA C.2: Herramienta ssest usada en el ensayo A1.

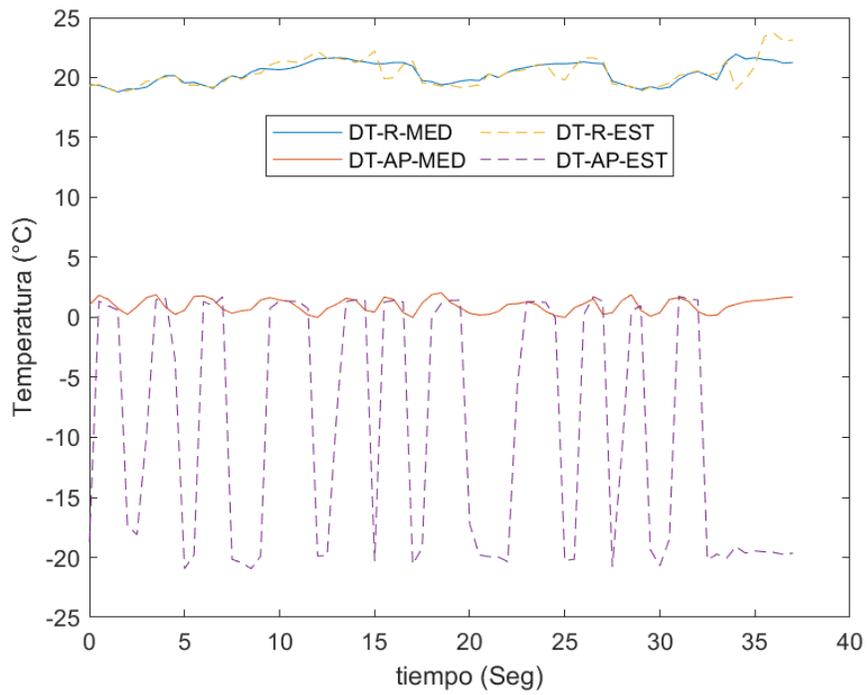


FIGURA C.3: Herramienta NNF usada en el ensayo A1.

C.2 ENSAYO A2.

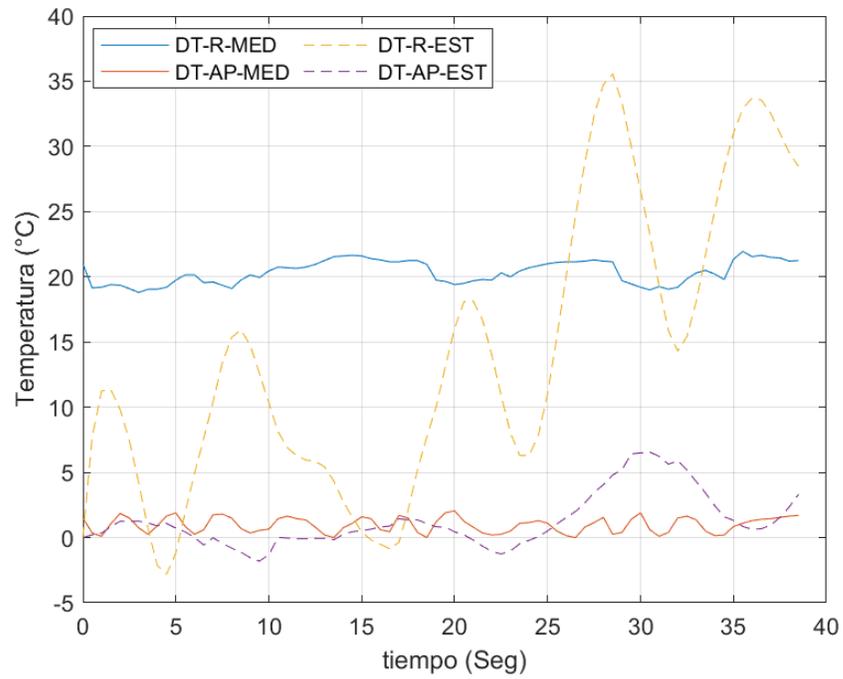


FIGURA C.4: Herramienta tfest usada en el ensayo A2.

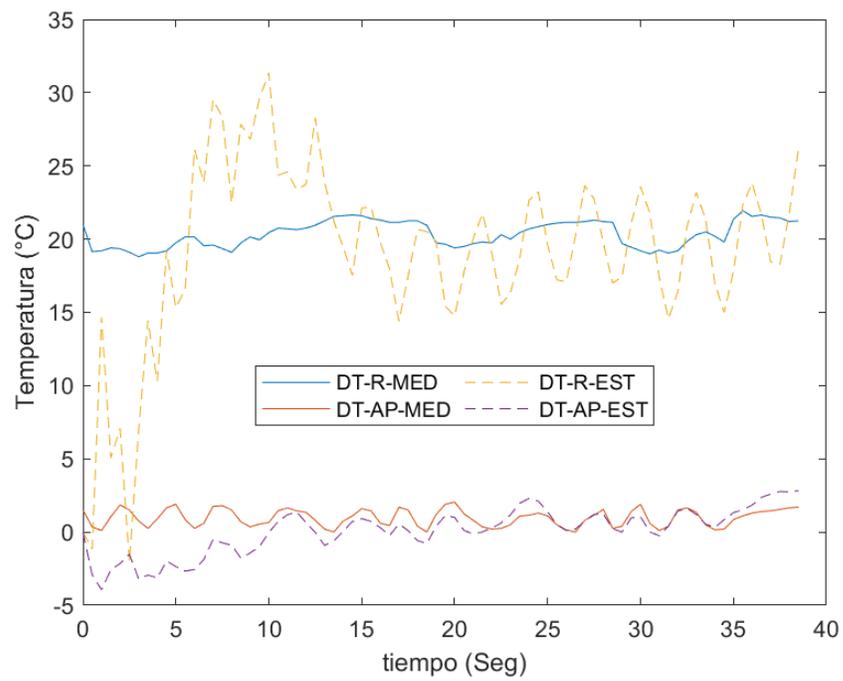


FIGURA C.5: Herramienta ssest usada en el ensayo A2.

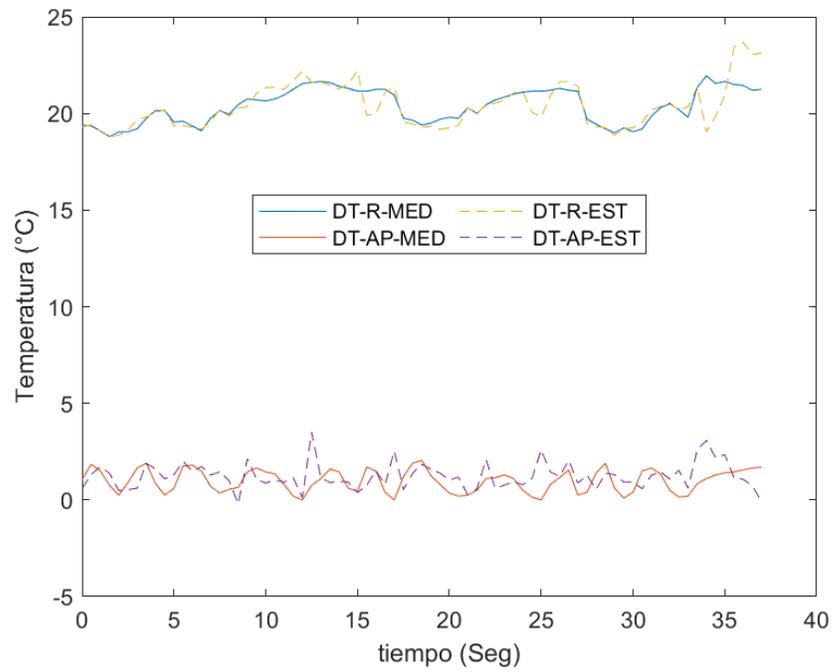


FIGURA C.6: Herramienta NNF usada en el ensayo A2.

C.3 ENSAYO B1.

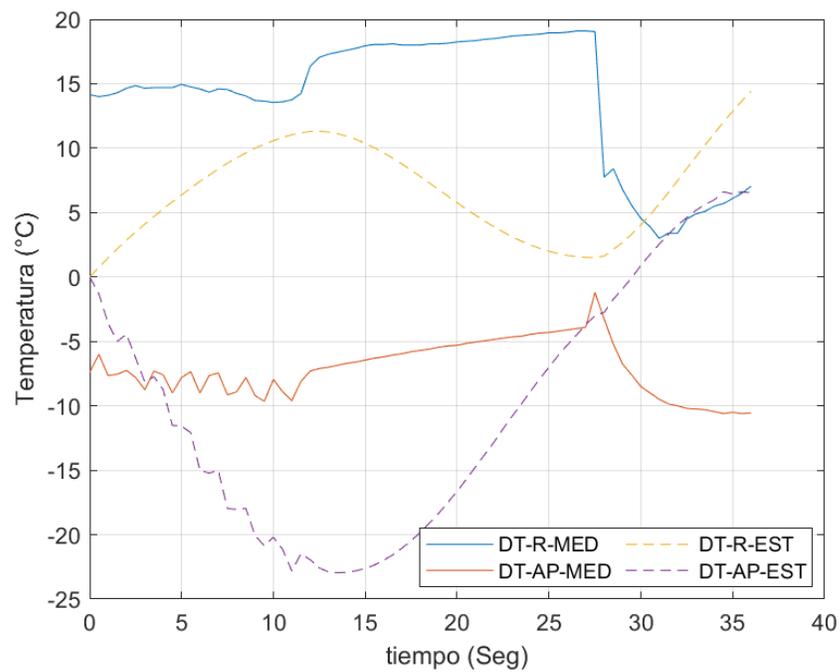


FIGURA C.7: Herramienta tfest usada en el ensayo B1.

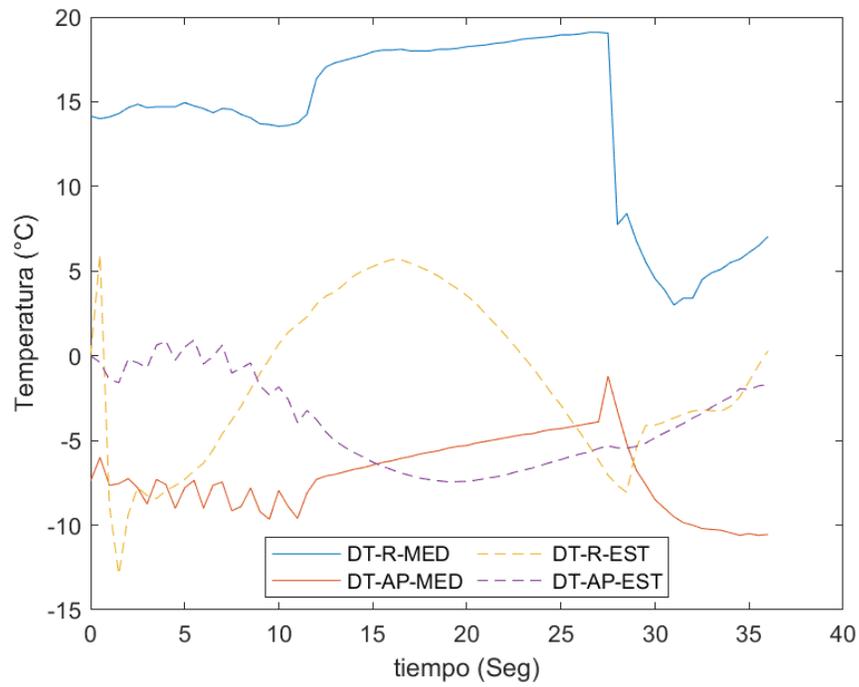


FIGURA C.8: Herramienta ssest usada en el ensayo B1.

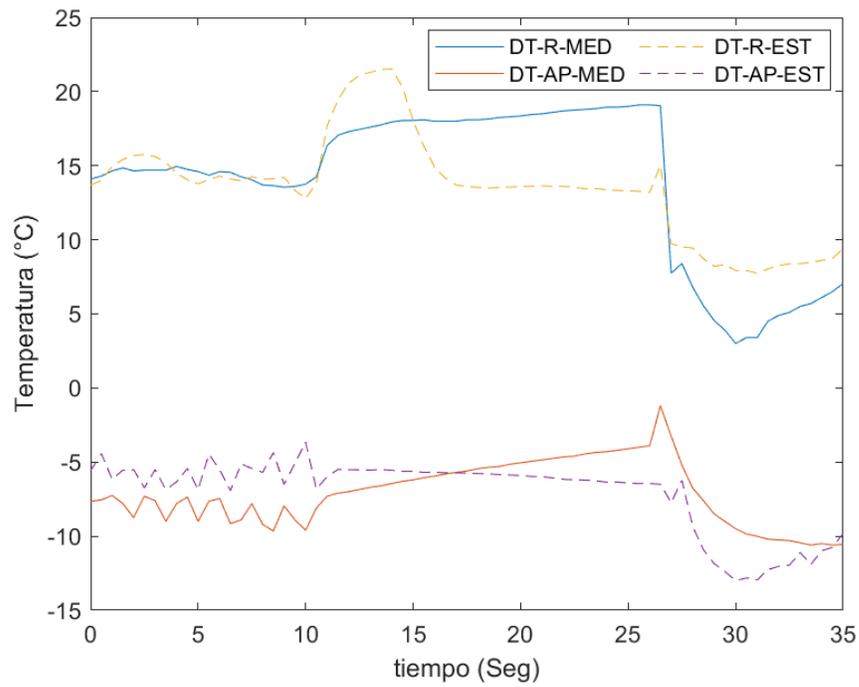


FIGURA C.9: Herramienta NNF usada en el ensayo B1.

C.4 ENSAYO B2.

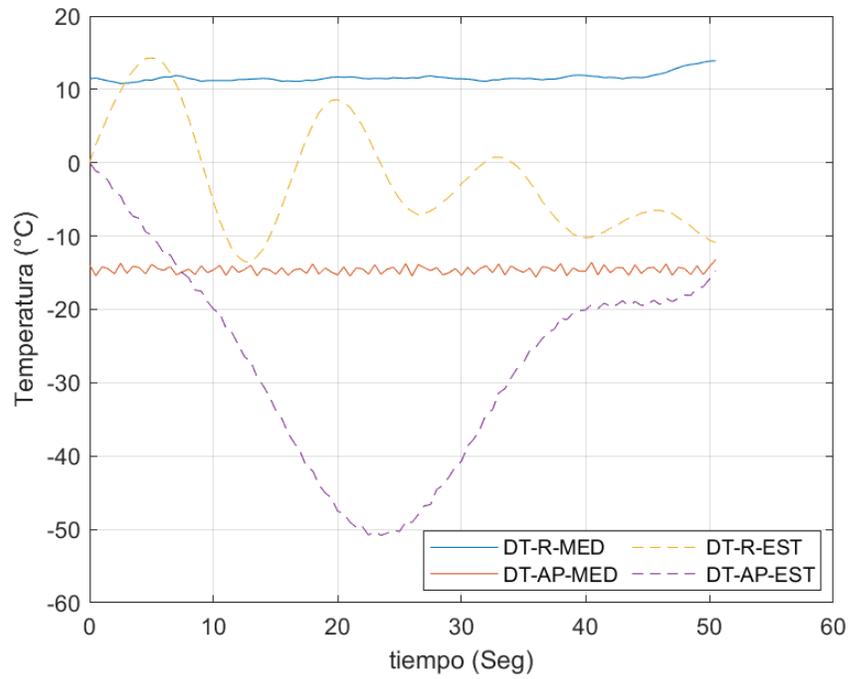


FIGURA C.10: Herramienta tfest usada en el ensayo B2.

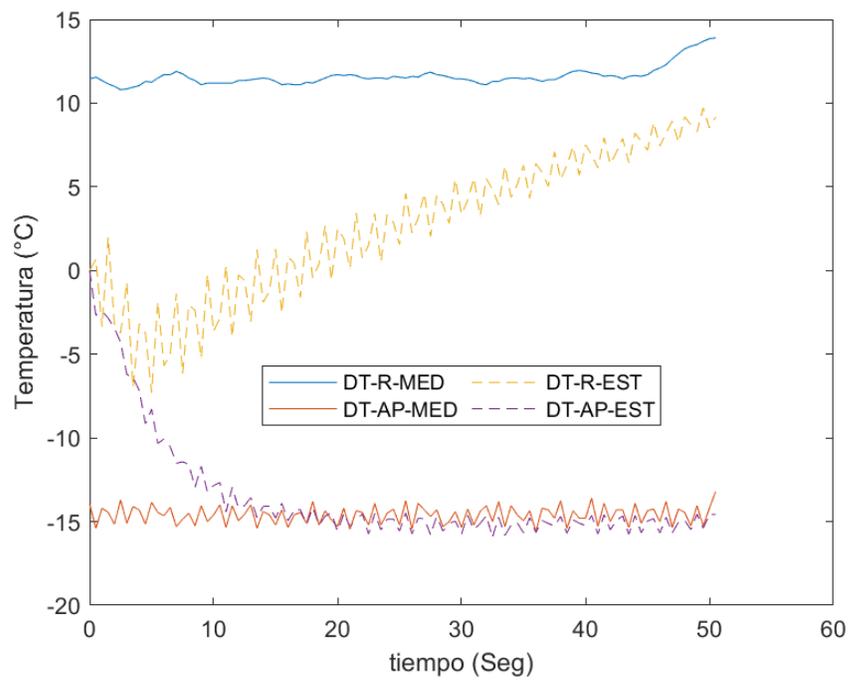


FIGURA C.11: Herramienta ssest usada en el ensayo B2.

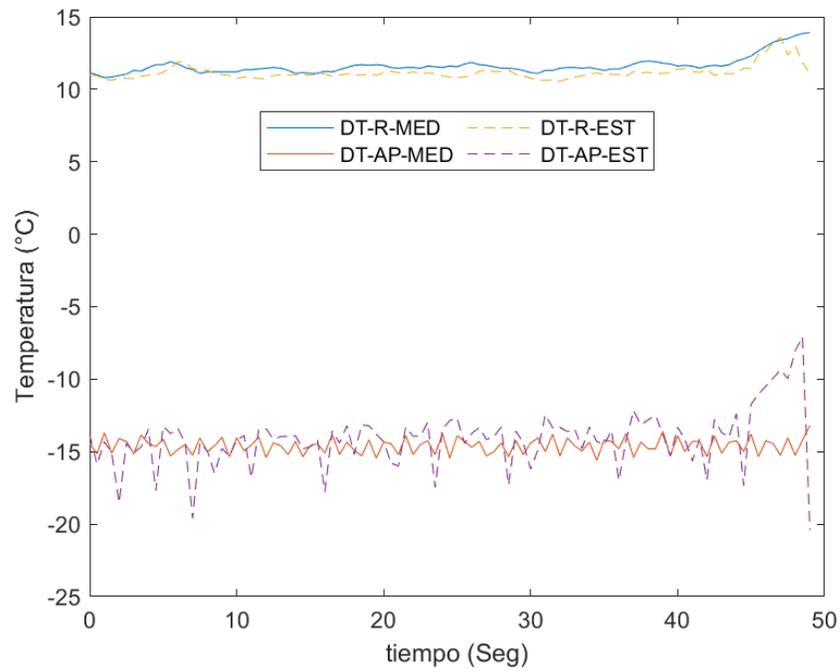


FIGURA C.12: Herramienta NNF usada en el ensayo B2.

C.5 ENSAYO C1.

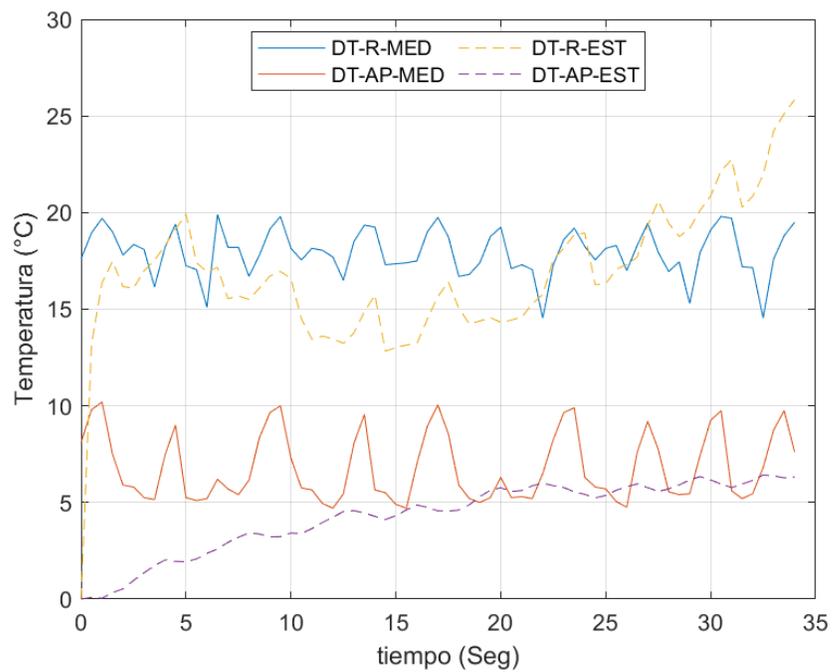


FIGURA C.13: Herramienta tfest usada en el ensayo C1.

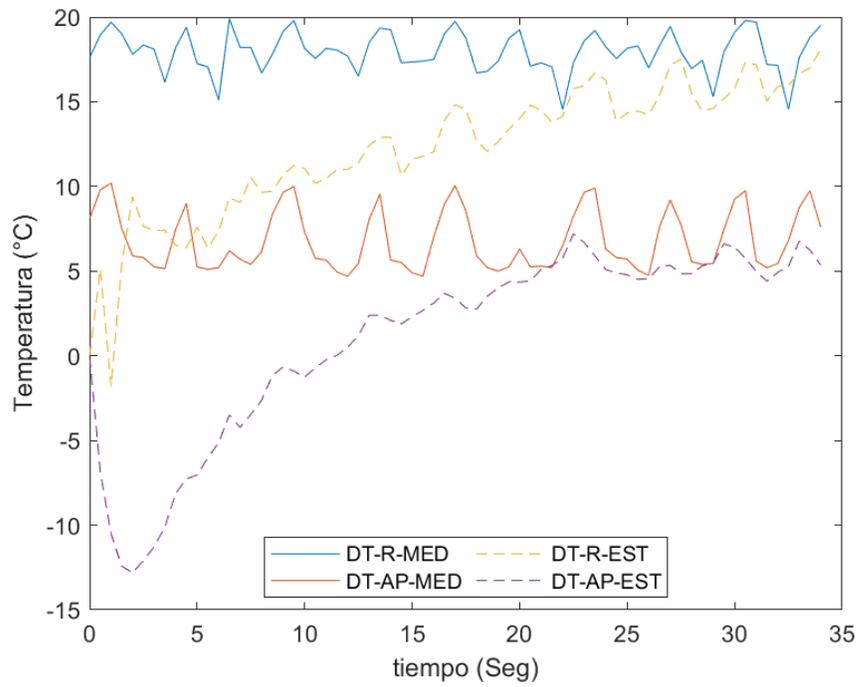


FIGURA C.14: Herramienta ssest usada en el ensayo C1.

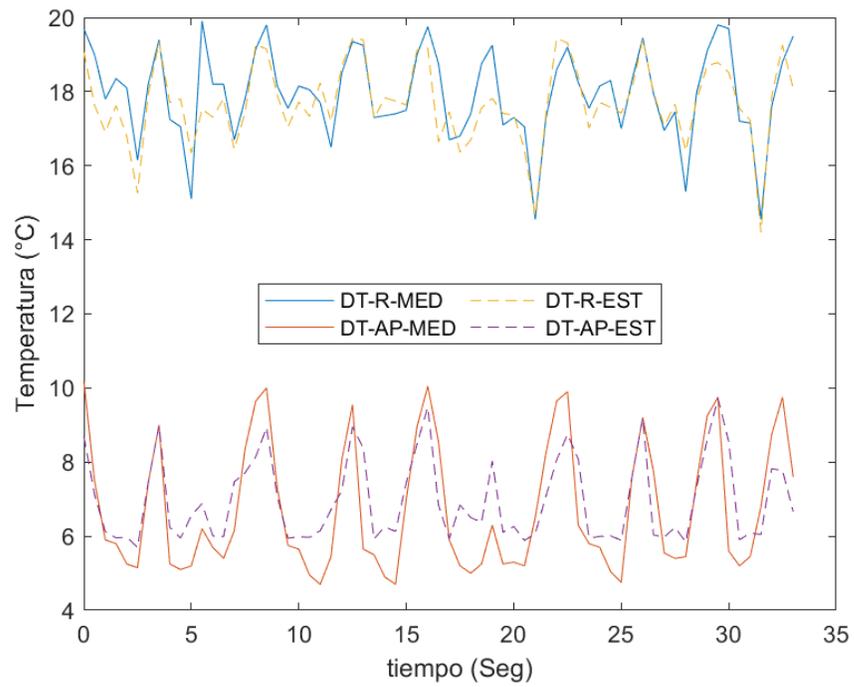


FIGURA C.15: Herramienta NNF usada en el ensayo C1.

C.6 ENSAYO C2.

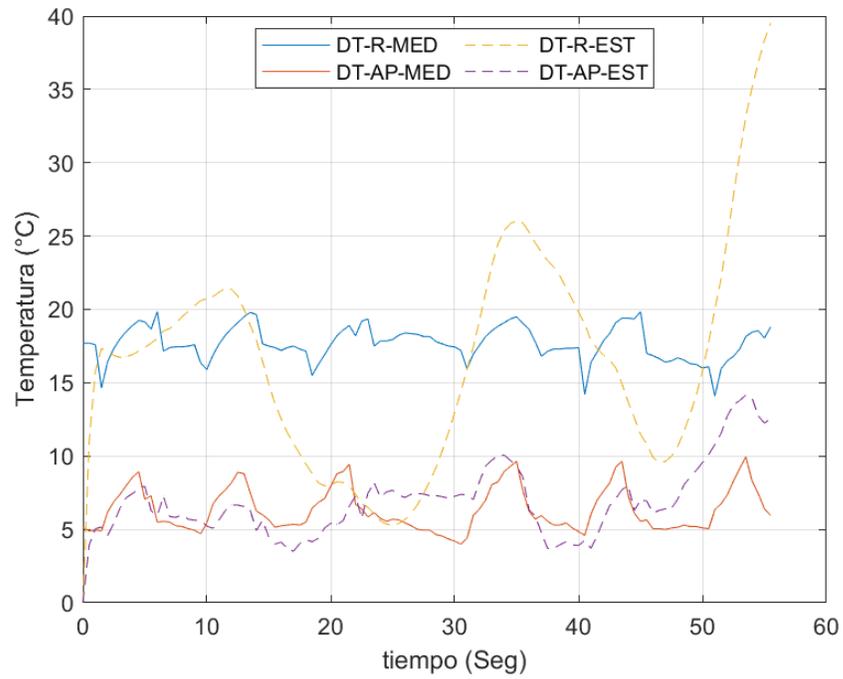


FIGURA C.16: Herramienta tfest usada en el ensayo C2.

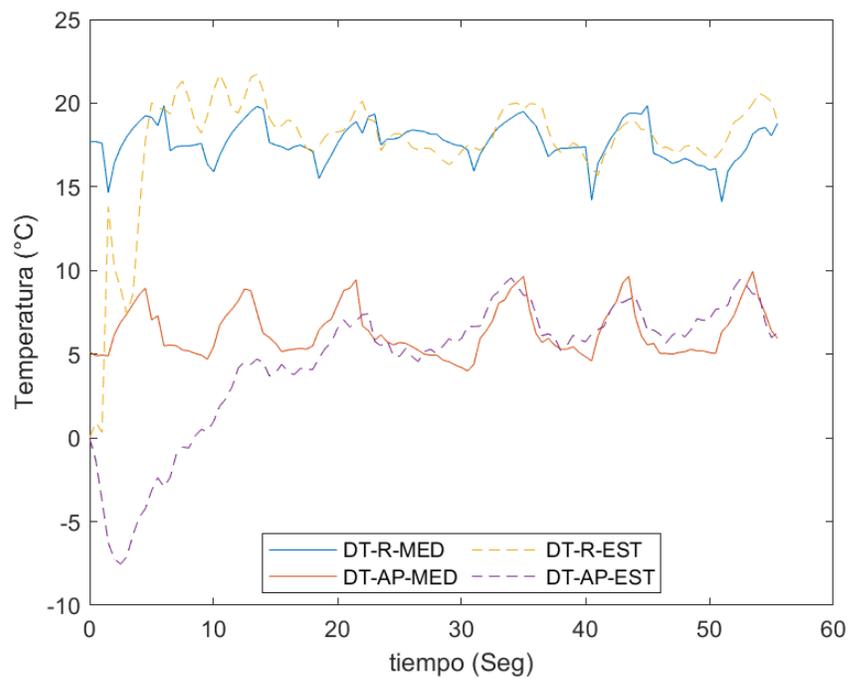


FIGURA C.17: Herramienta ssest usada en el ensayo C2.

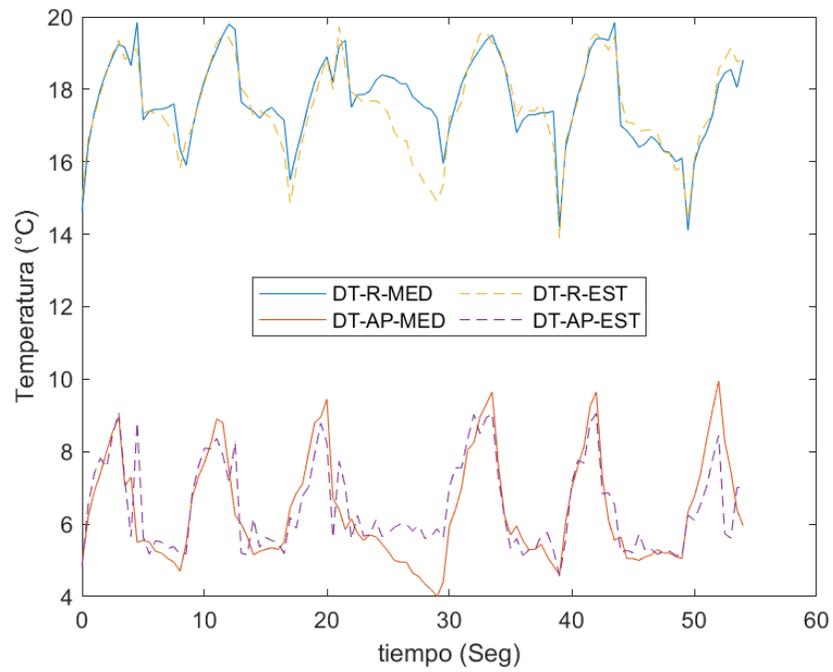


FIGURA C.18: Herramienta NNF usada en el ensayo C2.

C.7 ENSAYO D1.

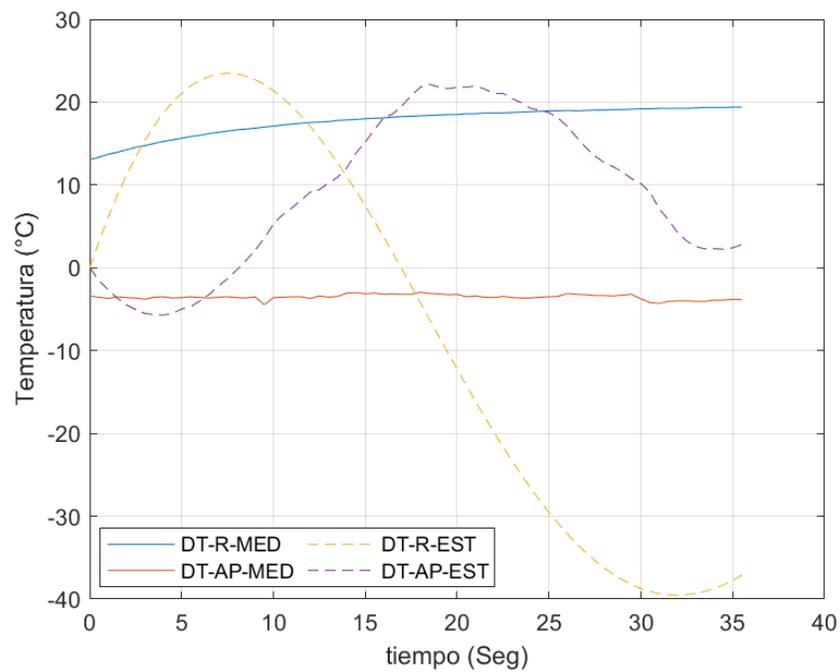


FIGURA C.19: Herramienta tfest usada en el ensayo D1.

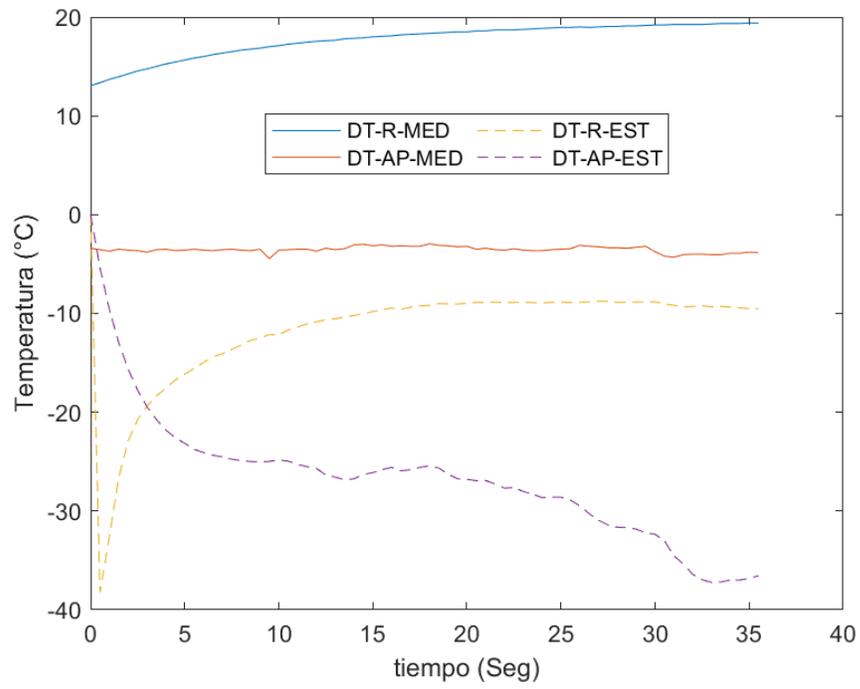


FIGURA C.20: Herramienta ssest usada en el ensayo D1.

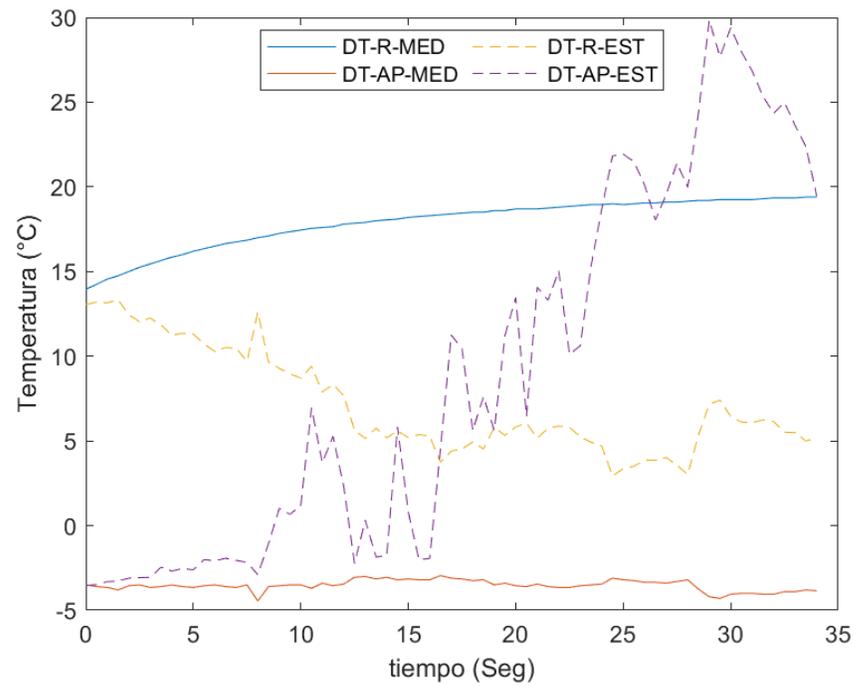


FIGURA C.21: Herramienta NNF usada en el ensayo D1.

C.8 ENSAYO D2.

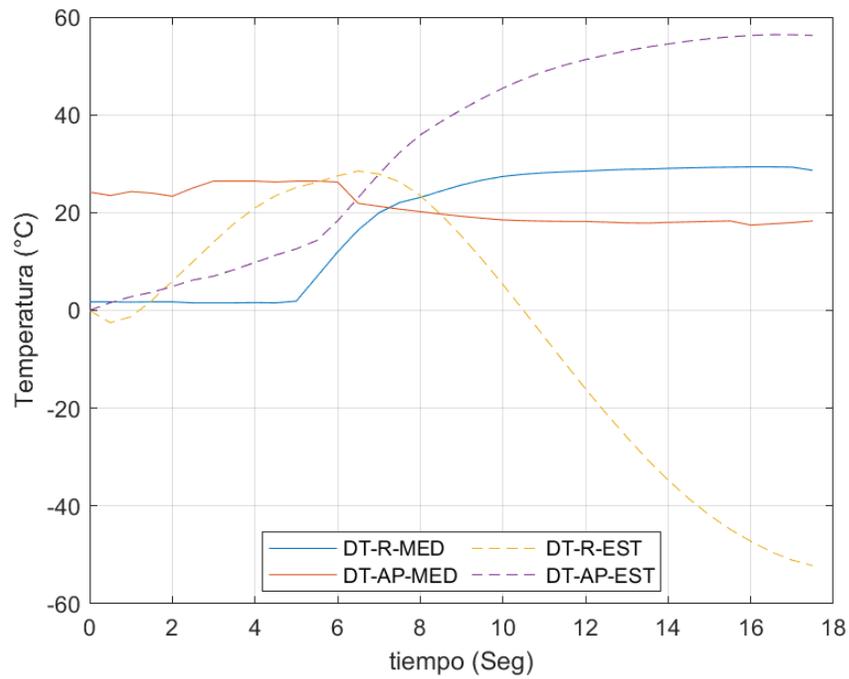


FIGURA C.22: Herramienta tfest usada en el ensayo D2.

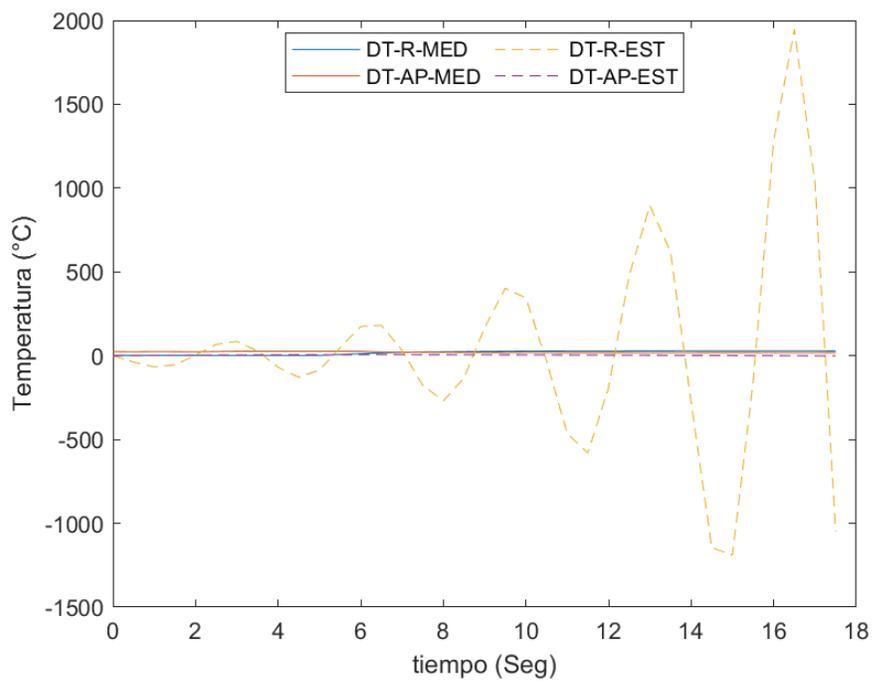


FIGURA C.23: Herramienta ssest usada en el ensayo D2.

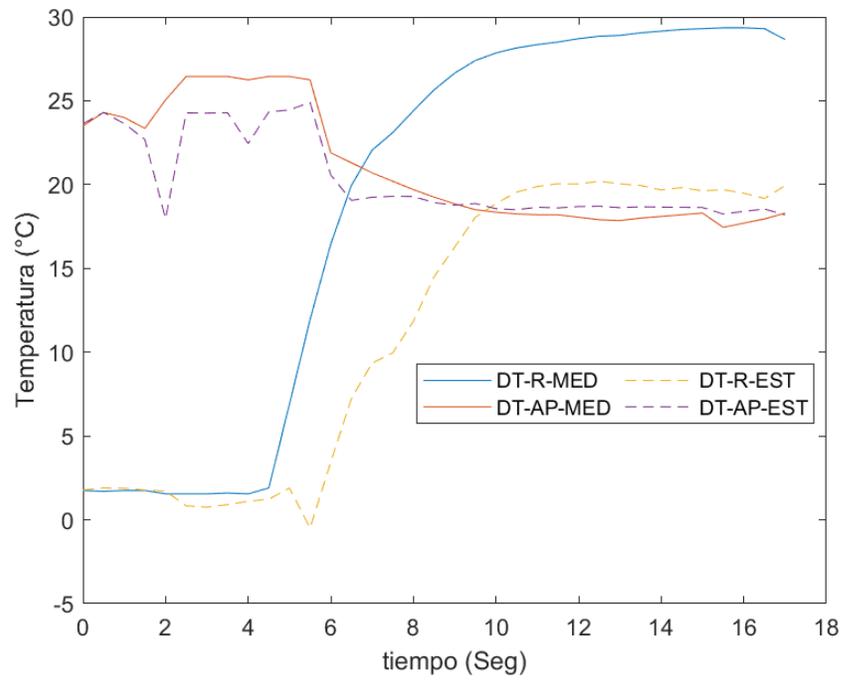


FIGURA C.24: Herramienta NNF usada en el ensayo D2.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] SECRETARIA DE ENERGÍA Y COMISIÓN NACIONAL PARA EL USO EFICIENTE DE LA ENERGÍA. “NORMAS OFICIALES MEXICANAS DE EFICIENCIA ENERGÉTICA: BALANCE 2020”. *DIRECCIÓN DE NORMATIVIDAD EN EFICIENCIA ENERGÉTICA*., DICIEMBRE 2021.
- [2] Refrigeradores comerciales marca Whirlpool, Consultado el 30 de Noviembre de 2023, <https://www.whirlpool.mx/refrigerador-14-pies-top-mount-wt1431a/p>.
- [3] Unidades de refrigeración marca Carrier, consultado el 30 de Noviembre de 2023, <https://www.carrier.com.mx/comercial/condensadoras-aire/8/>.
- [4] Bombas de calor marca Güntner, Consultado el 30 de Noviembre de 2023, <https://www.guntner.mx/productos/condensadores/compact/v-shape-compact-con>.
- [5] GRAND VIEW RESEARCH. “Commercial Refrigeration Equipment Market Size, Share & Trends Analysis Report By Product, By System Type, By Capacity, By Application, By Refrigerant, By Distribution Channel, By Region, And Segment Forecasts, 2024 - 2030”. *Market Analysis Report*, 2023.
- [6] Ocaña. “Rethinking Regulators”. *Agency International of Energy*, 2021.
- [7] ASHRAE. *ASHRAE HAND BOOK FUNDAMENTALS*. I-P Edition, 2021.
- [8] Syam S. L., Mathew B., et al. “Second law of thermodynamic analysis of 40:60 % propylene glycol and water mixture based nanodiamond nanofluid under transition flow”. *Diamond & Related Materials.*, 2021.

- [9] López O. J., Ramírez H.G., et Al. “Evaluación de la eficiencia energética de una unidad condensadora acorde al método de calorímetro de la NOM-012-ENER-2019”. *MEMORIAS DEL XXIX INTERNACIONAL ANUAL DE LA SOMIM.*, 2023.
- [10] Hu C., Sha L., Huang C., et al. “Phase change materials in food: Phase change temperature, environmental friendliness, and systematization”. *Trends in Food Science & Technology.*, October 2023.
- [11] Duun A.S. and Rustad T. “Quality changes during superchilled storage of cod (*Gadus morhua*) fillets”. *Food Chemistry.*, 2007.
- [12] Arokiyaraj S., Dinakarkumar Y., and Shin H. “a comprehensive overview on the preservation techniques and packaging of processed meat products: Emphasis on natural derivatives”. *Journal of King Saud University - Science*, January 2024.
- [13] Food Agriculture Organization (FAO) and Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA). Sustainable food cold chains: Opportunities, challenges and the way forward. 2022.
- [14] UNIVERSITY OF BIRMINGHAM. A cool world defining the energy conundrum of cooling for all. 2018.
- [15] Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA). Supporting developing and emerging economies to accelerate the transition to energy-efficient and climate-friendly equipment. November 2021.
- [16] Secretaria de economía del gobierno de México 2024, consultado el 16 de enero de 2024, <https://www.economia.gob.mx/datamexico/es/profile/product/refrigerators-freezers-and-other-refrigerating-or-freezing-equipment?redirect=true>.
- [17] Sazanskyi A. and Khmelniuk M. “Performance analysis of the refrigeration

- system for improving energy efficiency”. *International Science Journal of Engineering & Agriculture.*, 04 enero 2023.
- [18] ANSI/AHRI 420. 2008 standard for performance rating of forced-circulation free-delivery unit coolers for refrigeration.
- [19] Organización de las Naciones Unidas, Energías renovables para un mejor futuro, Consultado el 18 de Enero de 2024, <https://www.un.org/es/climatechange/raising-ambition/renewable-energy>.
- [20] Secretaria de energia del gobierno de méxico (sener) 2023, consultado el 15 de agosto.
- [21] Norma oficial mexicana nom-012-ener-2019, eficiencia energética de unidades condensadoras y electrodomesticos. límites, métodos de prueba y etiquetado.
- [22] Norma oficial mexicana nom-015-ener-2018, eficiencia energética de refrigeradores y congeladores para refrigeración. límites, métodos de prueba y etiquetado.
- [23] Norma oficial mexicana nom-022-ener/scfi-2014, eficiencia energética y requisitos de seguridad al usuario para aparatos de refrigeración comercial autocontenidos. límites, métodos de prueba y etiquetado.
- [24] Rolf Isermann and Marco Münchhof. *Identification of Dynamic Systems*. Springer, 2011.
- [25] Tian J., Feng Q., and Zhu R. “Analysis and experimental study of MIMO control in refrigeration system”. *ENERGY CONVERSION & MANAGEMENT*, 2008.
- [26] Matysko R. “Theoretical model of the operation parameters regulated by the MIMO and SISO system in a cooling chamber”. *International Journal of Refrigeration*, 2015.
- [27] Zambrano A., Collazo V., et Al. “NIS: UNA HERRAMIENTA COMPUTACIONAL PARA LA IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DINÁMICOS EN LAZO

- CERRADO EMPLEANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES". *UNIVERSIDAD, CIENCIA, Y TECNOLOGÍA.*, Septiembre 2012.
- [28] Mon J. W. , Yoon Y. , et Al. "Prediction models and control algorithms for predictive applications of setback temperature in cooling systems". *Applied Thermal Engineering.*, 2017.
- [29] Rathod N., La Bella A., et Al. "Modelling and predictive control of a solar cooling plant with flexible configuration". *Journal of Process Control*, 2019.
- [30] Lizarazu J., Harirchian E., et al. "Application of machine learning-based algorithms to predict the stress-strain curves of additively manufactured mild steel out of its microstructural characteristics". *Results in Engineering.*, 2023.
- [31] Maroli J. M. "Generating discrete dynamical system equations from input-output data using neural network identification models". *Reliability Engineering & System Safety.*, July 2023.
- [32] Yunes A. Cengel y Michael A. Boles. *Termodinámica*. Mc Graw Hill, Séptima edición, 2012.
- [33] R. Reisel J. *TERMODINÁMICA*. Ciudad de México, Méx., segunda edition, Enero 2023.
- [34] Mclinder M. O., Seeton C. J., and Perarson A. "New refrigerants and system configurations for vapor-compression refrigeration". *SCIENCE*, 13 Nov 2020.
- [35] Edward G. Pita. *PRINCIPIOS Y SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN*. LIMUSA, 2009.
- [36] University of Rochester Medical Center and United States. Strong Memorial Hospital, Rochester NY. Propylene glycol. *Encyclopedia of Toxicology (Fourth dition).*, 2024.

- [37] Sharma T., Kumar K. et al. "Ultrasonic attenuation study of liquid mixtures of Propylene Glycol and DD water at various temperatures". *materialstoday:PROCEEDINGS.*, 1 Febrero 2024.
- [38] López García J.I. *Efecto de la variación de las propiedades termofísicas en PCMs sobre la rapidez de fusión dentro de cavidades cerradas bajo condiciones de temperatura de congelación usando PIV*. Tesis de Mestría, Universidad Autónoma de Nuevo León, 09 de Octubre de 2023.
- [39] González C. *REFRIGERACIÓN INDUSTRIAL*. 2a edición, canopina, 2019.
- [40] Karel J. Keesman. *System Identification An Introduction*. Springer, 2011.
- [41] INCROPERA F. P. DEWITT D. P. BERGMAN T. L. LAVINE A. S. *FUNDAMENTALS OF HEAT and MASS TRANSFER*. SEVENTH EDITION, JOHN WILEY & SONS., 2011.
- [42] Ljung L. and Glad T. *Modeling of Dynamic Systems*. New Jersey, EU., prentice hall 1 edition, 1994.
- [43] Rolf Isermann and Marco Münchhof. *Identification of Dynamic Systems*. Springer, 2011.
- [44] Van Overschee P. and De Moor B. *SUBSPACE IDENTIFICACIÓN FOR LINEAR SYSTEMS*. KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS ED, 1 edition, January 1 1996.
- [45] Smith C. A. and Corripio A. B. *Control Automático de Procesos. Teoría y Práctica*. Primera edición, LIMUSA, 1991.
- [46] Báes López D. *MATLAB con aplicaciones a la Ingeniería, Física y Finanzas*. México, Distrito Federal., primera edición, Junio 2009.
- [47] Bell Ian H. *† et Al. Pure and pseudo-pure fluid thermophysical property evaluation and the open-source thermophysical property library coolprop. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, January 13, 2014.

-
- [48] CoolProp: Biblioteca de propiedades termofísicas, Consultado el 05 de julio de 2024, <http://www.coolprop.org/index.html#what-is-coolprop>.
- [49] Okiy S. Chidozie N-O. et Al. Transfer function modelling: A literature survey. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology.*, December 15, 2015.
- [50] Ramesh K. Shah and Sekulic D.P. *FUNDAMENTALS of HEAT EXCHANGER DESIGN*. JOHN WILEY & SONS & INC., 2003.
- [51] IASZCZYK P. "Simplified Modeling of Liquid-Liquid Heat Exchangers for Use in Control Systems". *APPLIED THERMAL ENGINEERING.*, 9 March 2017.
- [52] MSE: Error cuadrático medio, Consultado en soporte Matlab, el 09 de julio de 2024, <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/dlarray.mse.html>.
- [53] FPE: Error de predicción final de Akaike, Consultado en soporte Matlab, el 09 de julio de 2024, <https://la.mathworks.com/help/ident/ref/idmodel.fpe.html>.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

Jaciel López Olivera

Candidato para obtener el grado de Maestría en Ciencias de la Ingeniería con
Orientación en Energías Térmica y Renovable.

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

CARACTERIZACIÓN Y MODELADO DE LA DINÁMICA DE UN SISTEMA
CALORÍMETRO DE FLUIDO SECUNDARIO, MEDIANTE DATOS
EXPERIMENTALES, BAJO CONDICIONES AMBIENTALES Y CARGAS
TÉRMICAS VARIABLES

Hijo de Odilón López Silva y Carmen Olivera Olivera, nacido en San Andrés Copala Mixtepec, Juquila, Oaxaca, el 27 de octubre de 1994. Obtuve el título de Ingeniero Eléctrico por el Instituto Tecnológico de Oaxaca (ITO), de donde egrese en el año 2018. Trabajé como ingeniero de pruebas a transformadores de distribución, en la Compañía Manufacturera de Artefactos Eléctricos de Industrias Guanajuato

(grupo IG), de enero del año 2019 a agosto del año 2020. Después, trabajé para la empresa Garzaelectrothermal, como ingeniero de puesta en servicio y soporte de proyectos eléctricos de baja, media y alta tensión. Tuve la oportunidad de realizar trabajos dentro del país, Sudamérica y Estados Unidos de agosto del año 2020 a junio del año 2022. Dentro de la Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL), realice la publicación, y presentación de un artículo titulado “Evaluación de la eficiencia energética de una unidad condensadora acorde al método de calorímetro de la norma NOM-012-ENER-2019”, en la Sociedad Mexicana de Ingeniería Mecánica (SOMIM) en septiembre de 2023. Realicé un diplomado en Paneles Solares, dentro de la facultad de ingeniería mecánica y eléctrica de la UANL.