

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE ZACATECAS



MODELADO RNA DE LA TRANSFERENCIA DE MASA EN UN ABSORBEDOR DE PELÍCULA DESCENDENTE CON DISPOSITIVO DE VENTILACIÓN

Ing. Eligio David Morales Oviedo

Tesis de Maestría

presentada a la Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica
de acuerdo a los requerimientos de la Universidad para obtener el Grado de

MAESTRO EN CIENCIAS DE INGENIERÍA
ORIENTACIÓN: PROCESAMIENTO DE SEÑALES Y MECATRÓNICA

Directores de tesis: Dr. Carlos Albero Olvera Olvera y Dr. Domingo Jose Gómez Meléndez

UNIDAD ACADÉMICA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

20 de abril de 2018

APROBACIÓN DE TEMA DE TESIS DE MAESTRÍA



Ing. Eligio David Morales Oviedo

PRESENTE

De acuerdo a su solicitud de tema de Tesis de Maestría del Programa de Maestría en Ingeniería, con fecha 17 de abril de 2018, se acuerda asignarle el tema titulado:

MODELADO RNA DE LA TRANSFERENCIA DE MASA EN UN ABSORBEDOR DE PELÍCULA DESCENDENTE CON DISPOSITIVO DE VENTILACIÓN

Se nombran revisores de Tesis a los profesores Dr. Carlos Albero Olvera Olvera y Dr. Domingo Jose Gómez Meléndez, notificándole a usted que dispone de un plazo máximo de seis meses, a partir de la presente fecha, para la conclusión del documento final debidamente revisado.

Atentamente

Zacatecas, Zac., 17 de abril de 2018

Ing. Jorge de la Torre Ramos

Director de la Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica

AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN DE TESIS DE MAESTRÍA



Ing. Eligio David Morales Oviedo

PRESENTE

La Dirección de la Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica le notifica a usted que la Comisión Revisora de su documento de Tesis de Maestría, integrada por los profesores Dr. Carlos Albero Olvera Olvera y Dr. Domingo Jose Gómez Meléndez, ha concluido la revisión del mismo y ha dado la aprobación para su respectiva presentación.

Por lo anterior, se le autoriza la impresión definitiva de su documento de Tesis de Maestría para la respectiva defensa en el Examen de Grado, a presentarse el 20 de abril de 2018.

Atentamente

Zacatecas, Zac., 17 de abril de 2018

Ing. Jorge de la Torre Ramos

Director de la Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica

APROBACIÓN DE EXAMEN DE GRADO



Se aprueba por unanimidad el Examen de Grado de Ing. Eligio David Morales Oviedo
presentado el 20 de abril de 2018 para obtener el Grado de

MAESTRO EN CIENCIAS DE INGENIERÍA
ORIENTACIÓN: PROCESAMIENTO DE SEÑALES Y MECATRÓNICA

Jurado:

Presidente: Dr. Carlos Albero Olvera Olvera _____

Primer vocal: Dr. Domingo Jose Gómez Meléndez _____

Segundo vocal: Dr. Ma. Auxiliadora Araiza Esquivel _____

Tercer vocal: Dr. Leo Alvarado Perea _____

Cuarto vocal: M.I.A. Santiago Villagrana Barraza _____

MODELADO RNA DE LA TRANSFERENCIA DE MASA EN UN ABSORBEDOR DE PELÍCULA DESCENDENTE CON DISPOSITIVO DE VENTILACIÓN

Ing. Eligio David Morales Oviedo

Directores de tesis: Dr. Carlos Albero Olvera Olvera y Dr. Domingo Jose Gómez Meléndez

RESUMEN

En esta investigación se usó una planta experimental conformada por un banco de pruebas de transferencia de masa instrumentado, en este prototipo experimental se llevaron a cabo pruebas de transferencia de masa en el absorbedor, midiendo el cambio de presión y temperatura de los flujos que interactúan en él, estos datos fueron útiles para describir la física de los fenómenos de transporte en el absorbedor, permitiendo realizar un estudio paramétrico para mapear la transferencia de masa en función de las variables de proceso. Finalmente, los datos obtenidos de la interacción de las variables fueron suministrados a una red neuronal para el modelado del proceso de absorción.

**RNA MODELING OF THE MASS TRANSFER IN A DESCENDING FILM
ABSORBER WITH VENTILATION DEVICE.**

Ing. Eligio David Morales Oviedo

Thesis supervisors: Dr. Carlos Albero Olvera Olvera y Dr. Domingo Jose Gómez Meléndez

ABSTRACT

In this research, an experimental plant consisting of an instrumented mass transfer test bench was used. In this experimental prototype, mass transfer tests were carried out on the absorber, measuring the change in pressure and temperature of the flows that interact in it, these data were useful to describe the physics of the transport phenomena in the absorber, allowing to perform a parametric study to map the mass transfer in the function of the process variables. Finally, the data obtained from the interaction of the variables were supplied to a neural network for the modeling of the absorption process.

Dedicado a:

A mis padres, Eligio y Edilma, por forjar la persona que soy.

A mis hermanos, Edgardo y Gabriel, Por su ejemplo.

A mi esposa, any, por su compañía y paciencia.

A mi hijo, Samuel, por ser la principal motivación para el presente y el mañana.

Agradecimientos

Agradezco a las instituciones que con su ayuda, económica e intelectual, hicieron posible la realización del actual trabajo de investigación, haciendo mención primera del Consejo Nacional de Ciencia y tecnología (CONACyT) y en segundo la Universidad Autónoma de Zacatecas, por permitir realizar estudios de maestría en la división de posgrado en ciencias de la unidad académica de ingeniería eléctrica, y a su excelente cuerpo docente, en especial la valiosa colaboración del Dr. Carlos Olvera por su guía en el desarrollo de este trabajo.

A los amigos que en distinta forma ayudaron en el desarrollo y culminación de esta etapa, César Barrón, Germán Díaz, Darío Martelo y Roberto Santos.

Contenido General

	Pag.
Resumen	iv
Abstract	v
Lista de figuras	x
Lista de tablas	xiii
Nomenclatura	xiv
1 Introducción	1
1.1 Problema y justificación	1
1.2 Objetivos e Hipótesis	4
1.2.1 Hipótesis	4
1.2.2 Objetivo General	4
1.2.3 Objetivos Específicos	4
1.3 Estado de la Técnica	5
2 Instalaciones y Procedimientos Experimentales	7
2.1 Sistema de Refrigeración por Absorción	7
2.2 Planta Experimental	8
2.2.1 Absorbedor	9
2.2.2 Deposito Inferior	10
2.2.3 Sistema de Fluido de Servicio	11
2.3 Instrumentación	11
2.3.1 Termocuplas	11
2.3.2 Transductores de Presión	12
2.3.3 Flujometros	12
2.3.4 Sistema de Adquisición de Datos	13
2.4 Suavizado de las Señales	16
2.5 Propiedades Físicas y Termodinámicas de Bromuro de Litio Acuoso y Agua Saturada	16
2.5.1 Propiedades del Agua Pura	16
2.5.2 Propiedades del Bromuro de Litio Acuoso	18

	Pag.
2.6 Reducción de Datos	21
2.7 Resultados Experimentales	24
2.7.1 Implementación del Filtro	25
2.7.2 Absorción de Vapor de Agua	25
3 Modelado con Redes Neuronales Artificiales	29
3.1 Estructura de la Red Neuronal Artificial	29
3.2 Entrenamiento de RNA	30
3.2.1 Normalización de Datos	31
3.3 Selección de RNA	31
3.3.1 Función de Error	32
3.3.2 Coeficiente de Determinación	33
3.3.3 Confrontación Visual	34
4 Implementación del Modelo y Discusión	35
4.1 Simulación del Proceso de Absorción	36
4.2 Trabajo Futuro	38
Conclusiones	40
Apéndices	
Apéndice A: Especificaciones módulos utilizados.	41
Apéndice B: Script para Suavizado de las Señales	43
Apéndice C: Propiedades Termodinámicas del Agua Pura	44
Apéndice D: Evolución del Error Cuadrado medio para Distintas Arquitecturas	45
Apéndice E: Evolución del Coeficiente de Determinación para Distintas Arquitecturas	51
Apéndice F: Evolución del Coeficiente de Determinación para Distintas Arquitecturas	57
Apéndice G: Matrices de pesos y bias para la red neuronal seleccionada	63
Referencias	64

Lista de figuras

Figura	Pag.
2.1 Diagrama de sistema de refrigeración de simple efecto.	8
2.2 Esquema planta experimental.	9
2.3 Absorbedor de película descendente.	9
2.4 Bomba Bp-1209.	10
2.5 Termopar OMEGA TC-T-NPT-U-72.	12
2.6 Transductor de presión OMEGA PX309-015AI.	12
2.7 Sensor de caudal YF-S201.	13
2.8 Controlador OPTO22 SNAP-PAC-R1.	14
2.9 Modulo OPTO22 SNAP-AITM-8.	14
2.10 Modulo OPTO22 SNAP-AIMA-8.	15
2.11 Modulo OPTO22 SNAP-IDC5D.	15
2.12 Sistema de absorción con zonas.	22
2.13 Aplicación de filtro morfológico a variables monitoreadas.	27
2.14 Variación de la velocidad de absorción.	28
3.1 Neurona artificial.	29
3.2 Arquitectura red neuronal en estudio.	30
3.3 Error cuadrado medio vs Neuronas en la capa oculta.	33
3.4 Coeficiente de determinación vs Neuronas en la capa oculta.	33

Figura	Pag.
3.5 Resultados de modelo RNA con 3 neuronas ocultas.	34
4.1 Neurona artificial.	35
4.2 Simulación velocidad de absorción sin ventilador.	37
4.3 Simulación velocidad de absorción con ventilador.	37
4.4 Efecto del uso de la ventilación en la velocidad de absorción.	38
D.1 Error cuadrado medio 1 neurona en la capa oculta	45
D.2 Error cuadrado medio 2 neuronas en la capa oculta	45
D.3 Error cuadrado medio 3 neuronas en la capa oculta	46
D.4 Error cuadrado medio 4 neuronas en la capa oculta	46
D.5 Error cuadrado medio 5 neuronas en la capa oculta	47
D.6 Error cuadrado medio 10 neuronas en la capa oculta	47
D.7 Error cuadrado medio 20 neuronas en la capa oculta	48
D.8 Error cuadrado medio 30 neuronas en la capa oculta	48
D.9 Error cuadrado medio 40 neuronas en la capa oculta	49
D.10 Error cuadrado medio 50 neuronas en la capa oculta	49
D.11 Error cuadrado medio 90 neuronas en la capa oculta	50
E.1 Coeficiente de determinación 1 neurona en la capa oculta	51
E.2 Coeficiente de determinación 2 neuronas en la capa oculta	52
E.3 Coeficiente de determinación 3 neuronas en la capa oculta	52
E.4 Coeficiente de determinación 4 neuronas en la capa oculta	53
E.5 Coeficiente de determinación 5 neuronas en la capa oculta	53
E.6 Coeficiente de determinación 10 neuronas en la capa oculta	54

Figura	Pag.
E.7 Coeficiente de determinación 20 neuronas en la capa oculta	54
E.8 Coeficiente de determinación 30 neuronas en la capa oculta	55
E.9 Coeficiente de determinación 40 neuronas en la capa oculta	55
E.10 Coeficiente de determinación 50 neuronas en la capa oculta	56
E.11 Coeficiente de determinación 90 neuronas en la capa oculta	56
F.1 Resultados de modelo RNA con 1 neurona oculta.	57
F.2 Resultados de modelo RNA con 2 neuronas ocultas.	57
F.3 Resultados de modelo RNA con 4 neuronas ocultas.	58
F.4 Resultados de modelo RNA con 5 neuronas ocultas.	58
F.5 Resultados de modelo RNA con 10 neuronas ocultas.	59
F.6 Resultados de modelo RNA con 10 neuronas ocultas.	59
F.7 Resultados de modelo RNA con 20 neuronas ocultas.	60
F.8 Resultados de modelo RNA con 30 neuronas ocultas.	60
F.9 Resultados de modelo RNA con 40 neuronas ocultas.	61
F.10 Resultados de modelo RNA con 2 neuronas ocultas.	61
F.11 Resultados de modelo RNA con 2 neuronas ocultas.	62

Lista de tablas

Tabla	Pag.
2.1 Coeficientes de correlación para diagrama de Dühring para bromuro de litio en solución.	19
2.3 Coeficientes de correlación para diagrama de Merkel para bromuro de litio en solución.	19
2.5 Coeficientes de correlación densidad de bromuro de litio en solución.	20
2.7 Coeficientes de correlación de conductividad térmica para bromuro de litio en solución.	21
2.9 Coeficientes de correlación de la viscosidad para bromuro de litio en solución. . .	21
2.10 Condiciones iniciales del sistema.	24
2.11 Variación de los parámetros en el experimento.	26
4.1 Parámetros variables para la simulación.	36
4.2 Parámetros fijos para la simulación	36

Nomenclatura

Simbología

a		Muestra en la red neuronal
b		Umbral
C	$\frac{L}{min}$	Densidad
C_p	$\frac{L}{min}$	Calor específico
$f(x)$		Función de transferencia en la red neuronal
h	$\frac{kJ}{kg}$	Entalpía
i		Índice de sumatoria
I		Número de entradas de la red neuronal
j		Índice de sumatoria
K	$\frac{W}{mK}$	Conductividad térmica
\dot{m}	$\frac{kg}{s}$	Flujo másico
M	$\frac{kg}{s}$	Variable de estado masa
mse		Cuadrado medio del error
n		Índice de sumatoria

N		Número de muestras
$NNHL$		Número de neuronas en la capa oculta
O		Número de salidas de la red neuronal
p		Vector de alimentación de la red neuronal
P	kPa	Unidad de presión
\dot{Q}	W	Flujo de calor
R^2		Coefficiente de determinación
t	$^{\circ}C$	Temperatura del refrigerante
T	$^{\circ}C$	Unidad de temperatura
TD		Número de muestras de entrenamiento
t'	$^{\circ}C$	Temperatura de la solución
U	kJ	Energía interna
V	L	Unidad de volumen
W		Matriz de pesos de la red neuronal
x		Entrada de neurona artificial
X	$\%(p/p)$	Concentración de bromuro de litio acuoso

Caracteres griegos

ρ	$\frac{kg}{m^3}$	Unidad de densidad
μ_0	$\frac{kg}{ms}$	Viscosidad dinámica.

Subindices

<i>abs</i>	Absorbedor
<i>agua</i>	agua
<i>amb</i>	Ambiente
<i>cooler</i>	Fluido de servicio del absorbedor
<i>exp</i>	Experimental
<i>in</i>	Entrada
<i>liq</i>	Líquido
<i>out</i>	Salida
<i>sim</i>	Simulado
<i>sol</i>	Solución
<i>vap</i>	Vapor

Capítulo 1

Introducción

En el capítulo introductorio del presente trabajo se desarrolla el planteamiento y la justificación del problema a tratar, así como los objetivos e hipótesis y por último el estado del arte con el fin de contextualizar la investigación.

1.1 Problema y justificación

La sobrepoblación mundial y su constante demanda de recursos naturales, los cuales son utilizados sin medida para el desarrollo global actual, han ocasionado que los combustibles fósiles se encuentren al borde del agotamiento, ya que son responsables de suplir más del 80% del consumo energético global[1]. En los últimos años ha sido relevante el crecimiento del consumo de electricidad en los sistemas de acondicionamiento de aire a nivel industrial y residencial, pues, se estima que el 15% de la energía eléctrica producida a nivel mundial es destinada a la refrigeración[2], dado que aproximadamente el 99% de los equipos comerciales de refrigeración utilizan ciclos de compresión de vapor[3].

En México en el año 2015 el índice de independencia energética (relación entre la producción y el consumo de energía) por primera vez en los últimos diez años tuvo una magnitud inferior a 1, pasando de 1.32 en 2005 hasta 0.97 en 2015, mostrando que el país no fue capaz de suplir la demanda energética interna, siendo las principales fuentes de energía los combustibles fósiles aportando un 87.2% y las energías renovables con una participación de 7.9%[4]. Debido a la problemática energética en México, muchos esfuerzos han sido realizados para incrementar

el aprovechamiento de las energías renovables, dando de oportunidad a la tecnología de refrigeración por absorción, ya que esta pueden utilizar energía térmica solar, disminuyendo la marcada dependencia de energía eléctrica que en su mayoría proviene de combustibles fósiles, aumentando la producción de energía primaria de fuentes renovables.

Los sistemas de refrigeración por absorción ofrecen una opción para suceder los sistemas de compresión mecánica en el campo de la refrigeración y el aire acondicionado, al compararlos, los sistemas de absorción presentan ciertas desventajas como, tener un menor tiempo de respuesta, precios elevados y Coeficientes de rendimiento menores, y entre las ventajas encontramos que las máquinas de absorción, tiene un gran potencial para recuperar calor residual, bajo consumo eléctrico, pueden ser utilizados de manera integrada en sistemas de cogeneración de energía, bajo costo de mantenimiento y reducir la emisión de gases de efecto invernadero, disminuyendo así el consumo directo de electricidad y evitando tanto el potencial de agotamiento del ozono como el potencial de calentamiento global. El enfriamiento por absorción se puede realizar usando una gran variedad de pares refrigerante/absorbente, de los cuales el par bromuro de litio/agua es la pareja prometedora para fuentes de calor de baja y media temperatura y presentar el mayor coeficiente de rendimiento, muchas investigaciones han sido realizadas procurando superar las desventajas de estos sistemas, por lo cual, se ha desarrollado prototipos intentando mejorar el desempeño de esta tecnología, centrando su atención en el absorbedor, el cual, se considerarse como el corazón de estos equipos y generalmente es la parte de mayor costo y volumen, dado que, se llevan a cabo en conjunto los procesos de transferencia de masa y calor. La aplicación de refrigeración por absorción es restringida al enfriamiento industrial comúnmente por su capacidad y volumen, tiene un potencial segmento de mercado en la producción de frío a nivel residencial donde un tamaño y costo reducidos son importantes, comúnmente para el diseño de sistemas compactos se hace necesario desarrollar modelos precisos que describan el sistema y de este modo evaluar su desempeño; sin recurrir a la costosa tarea de construcción y evaluación de los equipos; dichos modelos pueden ser descritos por aproximaciones analíticas o experimentales[5]. Los enfoques experimentales demandan menos tiempo y esfuerzo, su tiempo de cálculo significativamente más corto cuando están integrados en programas completos de simulación. En contraparte, los modelos

analíticos son muy detallados y específicos, pero ambos comparten el hecho que la predicción en la mayoría de los casos no supera 90%, es por esto que recientemente se ha incrementado el uso de redes neuronales artificiales para el modelado de sistemas, que en la mayoría de los casos es mayor al 97% en la predicción, las cuales han mostrado un buen ajuste en problemas complejos en los que intervienen muchas variables y la relación entre entradas y salidas presenta no linealidades[6]. En sistemas de refrigeración las redes neuronales artificiales han sido útiles para el modelado de sistemas de compresión de vapor, componentes de sistemas de regeneración, sistemas de absorción de vapor, predicción de las propiedades del refrigerante, control de los sistemas de regeneración y características de cambio de fase de los refrigerantes, obteniéndose gran precisión en la predicción de los modelos, por lo cual se propone su uso para modelar el fenómeno de transferencia de masa como función de las condiciones internas y externas en un absorbedor vertical de película descendente, equipado con compresor de bajo diferencial de presión y promover un modelo preciso del mismo.

1.2 Objetivos e Hipótesis

En la práctica de la ingeniería en el campo de la absorción requiere del cálculo de coeficientes de transferencia de calor y masa a partir de correlaciones de datos experimentales, debido a, que los modelos matemáticos que la rigen son excesivamente complejos y particulares a cada configuración. Es así que en esta investigación se ahonda en el tema de modelado de la transferencia de masa de un absorbedor de película descendente con la siguiente hipótesis y objetivos.

1.2.1 Hipótesis

Con el uso de las redes neuronales artificiales es posible modelar con precisión los parámetros de transferencia de calor y masa en un absorbedor vertical de película descendente con presión de absorción aumentada por un dispositivo de ventilación.

1.2.2 Objetivo General

Desarrollar un modelo de la velocidad de transferencia de masa en un absorbedor vertical de película descendente con dispositivo de compresión utilizando redes neurales artificiales.

1.2.3 Objetivos Específicos

1. Realizar pruebas de absorción de vapor de agua en una película de bromuro de litio acuoso en un sistema de absorción intermitente por película descendente.
2. Evaluar las variables que caracterizan el proceso de absorción.
3. Diseñar una red neuronal capaz de modelar fidedignamente la absorción de vapor de agua a partir de los parámetros evaluados en el absorbedor.
4. Evaluar el efecto de un dispositivo de ventilación utilizando el modelo de red neuronal obtenido.

1.3 Estado de la Técnica

Los sistemas de refrigeración por absorción con sus primeras aplicaciones que datan de hace tres siglos y su posterior rezago en siglo pasado provocado por los sistemas de compresión mecánica, han reclamado su valor en las últimas décadas, gracias a él gran auge de las energías renovables, entre las cuales destaca la energía solar, la cual puede proveer energía térmica capaz de accionar los ciclos para la producción de frío por absorción, los cuales constan de cuatro elementos básicos como lo son : un generador, un condensador, un evaporador y por ultimo un absorbedor. El absorbedor es el objeto de mayor interés en la bomba de calor por absorción, debido a que su capacidad para retener vapor de agua proveniente del evaporador, lo cual produce el efecto refrigerante, es lo que define en mayor medida el tamaño del equipo de absorción, Entre las propuestas desarrolladas se presenta la inclusión de un compresor en serie con el absorbedor que permite elevar la presión de absorción y así disminuir el tamaño del absorbedor, lo cual, sumado a un modelo fidedigno del sistemas es pieza fundamental en el desarrollo de nuevos equipos. Lograr un modelo preciso de un sistema es tarea difícil, dado que, en las abstracciones matemáticas de un sistemas se hacen consideraciones y eliminación de variables, las cuales afectan en mayor o menor medida la precisión del modelo propuesto, el modelado matemático en los sistemas de absorción ha sido tema de estudio recientemente, es así que se ha estudiado mediante relaciones empíricas el control en un equipo de simple efecto[7], por ecuaciones de conservación de masa, energía y componentes, implementado en Matlab se evalúa los coeficientes globales de transferencia de calor en el sistema de absorción[8], también se estudia el efecto de variables externas e interna sobre el sistema utilizando modelado por software[9]-[10] y modelado por ecuaciones constitutivas[11]-[13]. Por su parte el modelado por redes neuronales, el cual se ha hecho popular recientemente, también ha sido acogido en el campo de la refrigeración, encontrándose estudios, entre los cuales se encuentra, la predicción de punto de ebullición y transferencia de calor del refrigerante R22[14], estimación de coeficiente convectivo de transferencia de calor y caída de presión a través de tubos de cobre de R134a[5], modelado y control de la carga de enfriamiento de un condensador evaporativo[15], determinación de los efectos del cambio del caudal del agua de refrigeración

en una instalación experimental de bomba de calor mecánica en la capacidad de enfriamiento del sistema[16], mejorar la predicción de tensión superficial con un menor número de variables usando como entrenamiento los datos proporcionados por modelos empíricos[17], desarrollo de un modelo de red neuronal dinámica de un enfriador de absorción[3] y el desarrollo de un modelo para determinar los parámetros de eficiencia absorbedor horizontal de película descendente para sistemas de refrigeración por absorción[18]. Aunque se presentan una variedad de estudios frente al modelado de sistemas de refrigeración por métodos convencionales y de inteligencia artificial, no se evidencia el uso de redes neuronales para la predicción de los parámetros de transferencia de calor y masa en absorbedores verticales de película descendente que incluyan un sistema de presurización, donde se evalué si este último presenta algún efecto adicional al del aumento de la presión en la transferencia de calor y masa, mediante el uso de redes neuronales artificiales para el modelado de estos parámetros.

Capítulo 2

Instalaciones y Procedimientos Experimentales

En este apartado se describe la planta experimental utilizada para realizar las pruebas de absorción, así como el equipo instrumental para la medición de las variables que determinaron los distintos estados del proceso de absorción, además se presenta los métodos de cálculo utilizados para la reducción de los datos a la variable de interés y los resultados experimentales conseguidos durante la experimentación.

2.1 Sistema de Refrigeración por Absorción

El sistema de refrigeración por absorción es un medio de producir frío que, al igual que en el sistema de refrigeración por compresión, aprovecha que las sustancias absorben calor al cambiar de estado, de líquido a gaseoso. Así como en el sistema de compresión el ciclo se hace mediante un compresor, en el caso de la absorción, el ciclo se basa físicamente en la capacidad que tienen algunas sustancias, como el bromuro de litio, de absorber otra sustancia, tal como el agua, en fase de vapor.

en la Figura 2.1 se observa un ciclo continuo de refrigeración solar de único efecto, en el cual se diferencian los 4 componentes básicos de estos sistemas, un condensador y un generador en la sección de alta presión, y un evaporador y un absorbedor en la parte de baja presión. A diferencia de los sistemas de absorción continuos en los sistemas intermitentes no se emplea la parte de alta presión, ya que los procesos de absorción y desorción se llevan a cabo en

distintos tiempos, por lo cual es posible usar el absorbedor como elemento de recuperación de la solución y el evaporador como elemento de condensación.

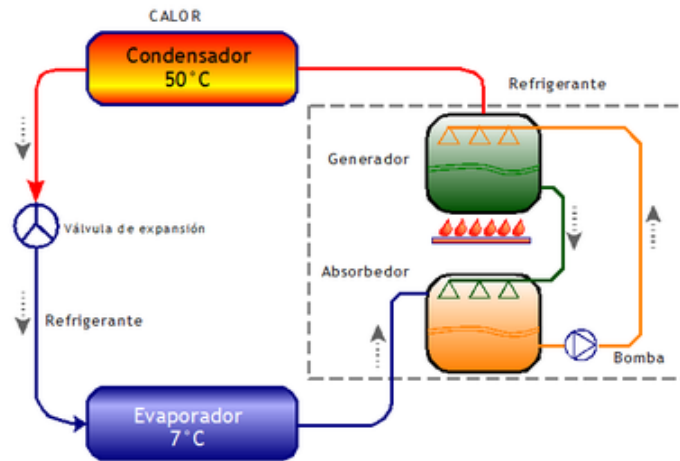


Figura 2.1 Diagrama de sistema de refrigeración de simple efecto.

2.2 Planta Experimental

En la Figura 2.2 se muestra un esquema del banco de pruebas usado, el cual es un sistema de refrigeración intermitente, que consiste de un cilindro vertical de 850 mm de altura y 250 mm de diámetro en acero inoxidable, y tiene una división que separa el contenedor en dos regiones unidas verticalmente por un conducto que permite el flujo de vapor de agua entre ellas. La parte superior del sistema es un intercambiador de calor de tubos y coraza (Absorbedor) acoplado a un sistema de bombeo para la recirculación de la solución de bromuro de litio, la sección inferior es un depósito para agua provisto de resistencias eléctricas que simulan la carga térmica en el evaporador y un condensador para el proceso de desorción y por último un sistema de bombeo de agua fría o caliente como fluido de servicio del intercambiador de calor.

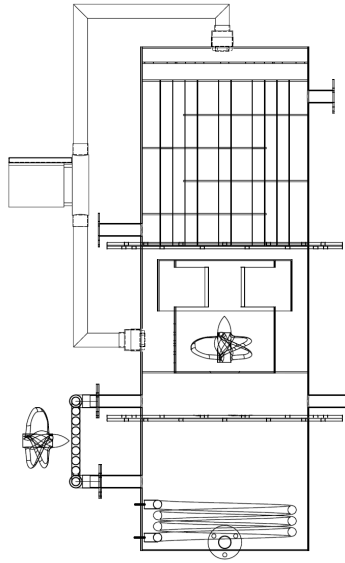


Figura 2.2 Esquema planta experimental.

2.2.1 Absorbedor

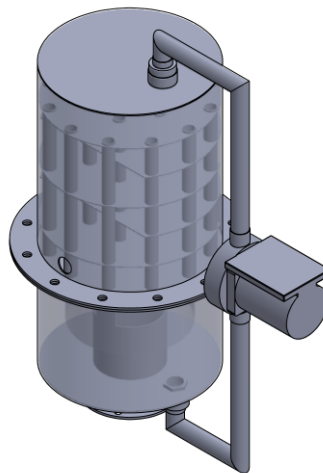


Figura 2.3 Absorbedor de película descendente.

El intercambiador de calor mostrado en la Figura 2.3 consta de:

- Un distribuidor de solución ubicado a 5 milímetros de la tapa superior del contenedor superior, es una lámina circular con agujeros de 2 milímetros distribuidos en toda la

superficie, la cual toma la solución proveniente del sistema de recirculación y la dispersa sobre la sección de absorción.

- Una sección de absorción en el segmento central, es un intercambiador de calor de tubos y coraza de flujo en contracorriente, en el que hay un paso por la carcasa y un paso por los tubos. El banco de tubos del intercambiador de calor está formado por 43 tubos de 12.7 mm de diámetro exterior y 1.25 mm de espesor de pared de 10 pulgadas longitud, con pulido interno y externo, arreglados triangularmente con 20 mm de distancia entre centros. En la carcasa se encuentran placas deflectoras para el direccionamiento del fluido refrigerante del absorbedor ubicadas a 50 mm de distancia entre sí y 3/4 del área de la sección circular.
- La sección inferior un espacio anular de 6 y 10 pulgadas de diámetro, interior y exterior, respectivamente, para almacenamiento de la solución, y un desprendimiento lateral que sirve de alimentación para la bomba de recirculación.
- Y un sistema de bombeo lateral que recircula la solución de bromuro de litio/agua hacia el distribuidor, en el cual, el principal componente es una bomba modelo BP-1209 (Figura 2.4). La potencia de la bomba es controlada por un dispositivo dimmer de 400 w, que permite la variación del flujo de la solución recirculada.



Figura 2.4 Bomba Bp-1209.

2.2.2 Deposito Inferior

Como se mencionó anteriormente en la parte inferior se encuentra un deposito, el cual hace las veces de evaporador cuando las resistencias de calentamiento son encendidas, conectadas a un regulador de potencia que simulan diferentes cargas térmicas, produciendo el vapor que

será absorbido por la película de bromuro de litio acuoso en el intercambiador de calor superior. Este contenedor también sirve de acumulador de condensados, provenientes de un condensador descrito en la patente *US PATENT 6478080*, cuando se realiza el proceso de desorción en el intercambiador de calor de la parte superior.

2.2.3 Sistema de Fluido de Servicio

El proceso de absorción de vapor de agua por parte del bromuro de litio acuoso es una reacción exotérmica, la energía desprendida provoca un aumento en la temperatura de la solución, lo cual inhibe el proceso de absorción, por lo tanto es indispensable retirar este exceso de energía calorífica, para lo cual se dispone de un tanque con agua a tempera adecuada para retirar el calor del absorbedor que es bombeado a través de la carcasa del intercambiador de calor.

2.3 Instrumentación

El banco de pruebas está equipado en distintos puntos de instrumentos para la medición de temperatura, presión y flujos. El caudal másico de recirculación en el absorbedor y de fluido de servicio en el intercambiador de calor, son medidos utilizando sensor de flujo modelo YF-S201. Los transductores de presión absoluta, modelo PX309-015AI, miden la presión en el absorbedor, la temperatura en los diferentes puntos es medida por termopares tipo *K*, Todos los instrumentos se encuentran conectados a un controlador SNAP PAC R1 de Opto22, para el monitoreo y almacenamiento de datos. Las especificaciones de la instrumentación utilizada son discutidas a continuación.

2.3.1 Termocuplas

Termopares de Cromel-Alumel (Níquel-Cromo Vs Níquel-Aluminio) de unión sin conexión a tierra, de 1.6 mm de diámetro en vainas hechas de acero inoxidable 304 de 6.4 mm de diámetro, con cuerdas 1/4 de pulgada. NPT y cables conductores de grado de termopar 20 AWG, aislados con fibra de vidrio y cubierta de acero inoxidable trenzada, se usaron para

medir temperaturas de vapor, solución y del fluido de servicio en todo el banco de pruebas. Los termopares fueron conectados directamente a un módulo SNAP-AITM-8 de Opto22.



Figura 2.5 Termopar OMEGA TC-T-NPT-U-72.

2.3.2 Transductores de Presión

Las mediciones de presión son primordiales para una interpretación acertada de las fuerzas impulsoras de la absorción. Las presiones absolutas se midieron en las partes superior e inferior del absorbedor. El modelo de sensor usado pertenece a la serie PX309 de OMEGA que utiliza un sensor de silicio de alta precisión, protegido por un diafragma de acero inoxidable, inundado de aceite. Los sensores de salida de corriente de 4 a 20 mA y voltaje de alimentación de 9 a 30 Vcc, presentan una banda de error total (incluye linealidad, histéresis, repetitividad, histéresis térmica y errores térmicos, sin incluir precisión de ajuste de cero y spam): $\pm 1.0\%$. Los transmisores de presión fueron conectados en serie a un módulo SNAP-AIMA-8 de Opto22.



Figura 2.6 Transductor de presión OMEGA PX309-015AI.

2.3.3 Flujometros

La medición de caudal se realiza con el sensor de flujo YF-S201, está constituido por una carcasa de plástico, un rotor y un sensor de efecto Hall, que realiza la medición de pulsos por unidad de tiempo, que guarda proporcionalidad con el caudal que circula a través de él. Entre sus datos técnicos se listan: voltaje de trabajo entre 5 y 18 V CC, salida TTL de 5V,

medición de caudal de 1 a 30 litros/minuto, tiempo de subida y caída de la salida: 0.04 y 0.18 μ s, 450 pulsos por litros, la frecuencia del pulso varía dependiendo de la velocidad de flujo, la presión del fluido y la orientación del sensor, ofreciendo $\pm 10\%$ de precisión, por lo cual se hizo necesaria la calibración en campo de cada caudalímetro utilizado aumentando la precisión hasta 1%. Los caudalímetros se conectaron a un módulo SNAP-IDC5D de Opto22.



Figura 2.7 Sensor de caudal YF-S201.

2.3.4 Sistema de Adquisición de Datos

El sistema de adquisición de datos consiste de un controlador SNAP-PAC-R1 y módulos de adquisición de datos digitales y analógicos de temperatura y de corriente. El sistema de adquisición de datos monitorea las temperaturas, presiones y flujos en la planta experimental. Los datos se escanean cada 10 segundos durante el periodo de prueba, que varía conforme la solución de bromuro de litio pasa de una concentración de 0.65 a 0.55 (p/p) y son almacenados en una base de datos, para su posterior análisis.

A continuación se describen cada uno de los elementos constituyentes de sistema de adquisición de datos:

- **SNAP-PAC-R1:** Este controlador proporciona control, comunicación y procesamiento de entrada/salida, tiene un procesador de 200 MHz de 32 bits ColdFire 5475 con unidad de punto flotante integrado (FPU), posee dos interfaces de red Ethernet independientes y un puerto serie RS-232. El SNAP-PAC-R1 se programa utilizando el software PAC Control, el cual es una herramienta basada en diagrama de flujo para desarrollar aplicaciones de control. Todos los datos de variables de estrategias y puntos de entrada/salida están disponibles para acceder utilizando el servidor HTTP / HTTPS incorporado y la API

RESTful, con datos entregados en formato JSON. El controlador se monta en un bastidor de montaje SNAP PAC con hasta 16 módulos de entrada/salida digitales, analógicas, seriales y de propósito especial.



Figura 2.8 Controlador OPTO22 SNAP-PAC-R1.

- **SNAP-AITM-8:** Este módulo de entrada analógica proporciona ocho canales de entrada de termopar o milivoltios. Cada canal puede configurarse individualmente para adquirir un termopar de tipo B, C, D, E, G, J, K, N, R, S o T o de -75 a $+75$ mV, -50 a $+50$ mV, o -25 a $+25$ mV de entrada, además de proporcionar aislamiento de transformador para reducir el ruido y problemas de instalación, las especificaciones técnicas se muestran en el apéndice A.



Figura 2.9 Módulo OPTO22 SNAP-AITM-8.

- **SNAP-AIMA-8:** Este módulo de entrada analógica brinda 8 canales de entrada de corriente de -20 mA a $+20$ mA. El módulo no proporciona corriente de excitación de bucle.

Aunque los ocho canales no están aislados entre sí, el módulo está aislado por transformadores y está aislado ópticamente de otros módulos y dispositivos, las especificaciones técnicas se listan en el apéndice A.



Figura 2.10 Modulo OPTO22 SNAP-AIMA-8.

- **SNAP-IDC5D:** Este módulo de entrada digital provee cuatro canales de entrada de 2.5-28 VCC. Cada canal detecta el estado de encendido/apagado. El módulo tiene conectores removibles montados en la parte superior para facilitar el acceso al cableado de campo, así como también LEDs específicos del canal para una resolución de problemas conveniente, sus especificaciones técnicas se encuentran en el apéndice A.



Figura 2.11 Modulo OPTO22 SNAP-IDC5D.

2.4 Suavizado de las Señales

Para apreciar mejor el comportamiento de las variables medidas se hace indispensable el filtrado de las señales, debido al ruido electrónico añadido por cuenta de la instrumentación usada para la medición provoca fluctuaciones en las variables medidas. Debido a esto en la presente investigación se usa un filtro morfológico de tipo mediana, el cual puede eliminar el ruido impulsivo, manteniendo los bordes de la señal[19]. El filtrado se consigue mediante la ecuación 2.1 y su implementación en matlab se observa en el apéndice B:

$$\xi_{\mu} = X_{\mu}(\overline{X}_{\mu}(y)) \quad (2.1)$$

2.5 Propiedades Físicas y Termodinámicas de Bromuro de Litio Acuoso y Agua Saturada

Para la obtención de las variables de interés, sumado a las medidas es necesario conocer las propiedades fisicoquímicas de las sustancias utilizadas, es por esto que a continuación se listan las propiedades fisicoquímicas para el agua pura y para bromuro de litio acuoso.

2.5.1 Propiedades del Agua Pura

Entre las propiedades físicas del agua saturada, que le hacen destacar como refrigerante, se resalta su elevado calor latente de evaporación, puesto que para conseguir cierto efecto refrigerante se requiere de un bajo flujo másico comparado con otros refrigerantes. A continuación se presentan los modelos obtenidos por aproximación de los datos experimentales expuestos por cengel[20] para un rango de temperatura entre 0.01 y 100 °C, que se observan en el apéndice C.

- **Presión de Saturación (kPa):**

$$P_{sat} = 9.587E - 7 \cdot T^4 - 3.268E - 5 \cdot T^3 + 0.003571 \cdot T^2 + 0.016822 \cdot T + 0.6712$$

$$R^2 = 0.9997$$

(2.2)

- **Densidad de Líquido (kg/m³):**

$$\rho_{Liq} = 1.54E - 5 \cdot T^3 - 0.00592 \cdot T^2 + 0.01926 \cdot T + 1000$$

$$R^2 = 0.9998 \quad (2.3)$$

- **Densidad de Vapor (kg/m³):**

$$\rho_{Vap} = 8.257E - 7 \cdot T^3 - 3.728E - 5 \cdot T^2 + 0.001397 \cdot T + 0.0005054$$

$$R^2 = 0.9998 \quad (2.4)$$

- **Entalpía de Vaporización (kJ/kg):**

$$h_{Vap} = -2.434 \cdot T + 2503$$

$$R^2 = 0.9997 \quad (2.5)$$

- **Calor Específico de Líquido (J/kg·K):**

$$Cp_{Liq} = 3.178E - 6 \cdot T^4 - 0.0007791 \cdot T^3 + 0.07586 \cdot T^2 - 2.963 \cdot T + 4217$$

$$R^2 = 0.9978 \quad (2.6)$$

- **Calor Específico de Vapor (J/kg·K):**

$$Cp_{Vap} = 5.536E - 5 \cdot T^3 + 0.007626 \cdot T^2 + 0.3656 \cdot T + 1855$$

$$R^2 = 0.999 \quad (2.7)$$

- **Conductividad Térmica de Líquido (W/m·K):**

$$K_{Liq} = -9.484E - 6 \cdot T^2 + 0.002136 \cdot T + 0.56$$

$$R^2 = 0.9998 \quad (2.8)$$

- **Conductividad Térmica de Vapor (W/m·K):**

$$K_{Vap} = 2.831E - 7 \cdot T^2 + 5.18E - 5 \cdot T + 0.01707$$

$$R^2 = 0.9999 \quad (2.9)$$

- **Viscosidad Dinámica de Líquido (kg/m·s):**

$$\mu_{Liq} = -2.544E - 9 \cdot T^3 + 5.707E - 7 \cdot T^2 - 4.654E - 5 \cdot T + 0.001746 \quad (2.10)$$

$$R^2 = 0.9979$$

- **Viscosidad Dinámica de Vapor (kg/m·s):**

$$\mu_{Vap} = 5.115E - 11 \cdot T^2 + 2.568E - 8 \cdot T + 9.203E - 6 \quad (2.11)$$

$$R^2 = 0.9999$$

2.5.2 Propiedades del Bromuro de Litio Acuoso

Las propiedades fisicoquímicas de la mezcla bromuro de litio/agua dependen de la concentración en porcentaje de masa de Bromuro de Litio en agua, la presión y la temperatura, en el diagrama PTX conocido como *diagrama de dühring* recomendado por ASHARE, se representa gráficamente la relación entre estas variables, Así como el *diagrama de Merkel* que representa la entalpía de la disolución en función de la concentración y la temperatura de la misma, se pueden observar en el apéndice, y las correlaciones usadas para el cálculo de estas propiedades, se listan a continuación[21][22].

- **Temperatura de la Solución (°C):**

$$t = \sum_{n=0}^3 B_n \cdot X^n + t' \sum_{n=0}^3 A_n \cdot X^n \quad (2.12)$$

- **Temperatura del Refrigerante (°C):**

$$t' = \left(t - \sum_{n=0}^3 B_n \cdot X^n \right) / \sum_{n=0}^3 A_n \cdot X^n \quad (2.13)$$

- **Presión de Saturación (kPa):**

$$\text{Log}(P) = C + \frac{D}{T'} + \frac{E}{T'^2} \quad (2.14)$$

- **Temperatura de Refrigerante (K):**

$$T' = \frac{-2E}{D + [D^2 - 4E(C - \text{Log}(P))]^{0.5}} \quad (2.15)$$

donde,

n	A_n	B_n	*
0	-2.00755	124.937	$C = 7.05$
1	0.16576	-7.71649	$D = -1596.49$
2	-3.133362E-3	0.152286	$E = -104095.5$
3	1.97668E-5	-7.9509E-4	*

Tabla 2.1: Coeficientes de correlación para diagrama de Dühring para bromuro de litio en solución.

estas aproximaciones experimentales son válidas en los siguientes rangos de condiciones:

$$-15 < t' < 110^{\circ}C$$

$$5 < t < 175^{\circ}C$$

$$45 < X < 70\%LiBr$$

- **Entalpía de la Solución (kJ/kg):**

$$h_{sol} = \sum_{n=0}^4 A_n \cdot X^n + t \sum_{n=0}^4 B_n \cdot X^n + t^2 \sum_{n=0}^4 C_n \cdot X^n \quad (2.16)$$

donde,

n	A_n	B_n	C
0	-2024.33	18.2829	-3.7008214E-2
1	163.309	-1.1691757	2.8877666E-3
2	-4.88161	3.248041E-2	-8.1313015E-5
3	6.302948E-2	-4.034184E-4	9.9116628E-7
4	-2.913705E-4	1.8520569E-6	-4.4441207E-9

Tabla 2.3: Coeficientes de correlación para diagrama de Merkel para bromuro de litio en solución.

son los coeficientes de aproximación experimental para las siguientes condiciones:

$$15 < t < 165^{\circ}C$$

$$40 < X < 70\%LiBr$$

- **Densidad de la Solución (kg/m³):**

$$\rho_{sol} = \sum_{j=1}^5 X^{j-1} [G_{0,j} + T(G_{1,j} + T \cdot G_{2,j})] \quad (2.17)$$

donde,

$G_{i,j}$	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$	$j = 4$	$j = 5$
i=0	9.991E2	7.74931	5.36509E-3	1.34988E-3	-3.08671E-6
i=1	-2.39865E-2	-1.28346E-2	2.07232E-4	-9.08213E-6	9.94788E-8
i=2	-3.90453E-3	-5.55855E-5	1.09879E-5	-2.39834E-7	1.53514E-9

Tabla 2.5: Coeficientes de correlación densidad de bromuro de litio en solución.

- **Conductividad Térmica de la Solución (W/m·K):**

$$K_{Sol} = A + B \cdot X + C \cdot X^2 \quad (2.18)$$

$$A = a_1 + a_2T + a_3T^2$$

$$B = b_1 + b_2T + b_3T^2$$

$$C = c_1 + c_2T + c_3T^2$$

donde,

n	a_n	b_n	c_n
0	-1407.3	38.9855	-0.265025
1	11.0513	-0.240475	1.51915E-3

2	-1.46741E-2	3.48073E-4	-2.32262E-6
---	-------------	------------	-------------

Tabla 2.7: Coeficientes de correlación de conductividad térmica para bromuro de litio en solución.

- **Viscosidad de la Solución (kg/m·s):**

$$\mu_{Sol} = 0.01e^{A+\frac{B}{T}+C \cdot \ln(T)} \quad (2.19)$$

$$A = a_1 + a_2X + a_3X^2$$

$$B = b_1 + b_2X + b_3X^2$$

$$C = c_1 + c_2X + c_3X^2$$

donde,

n	a_n	b_n	c_n
0	-494.122	28606.4	70.3848
1	16.3967	-934.568	-2.35014
2	-0.14511	8.52755	0.0207809

Tabla 2.9: Coeficientes de correlación de la viscosidad para bromuro de litio en solución.

2.6 Reducción de Datos

Como fue dicho, el sistema utilizado para las prueba fue un sistema intermitente, el cual es un sistema cerrado que solo permite el intercambio de energía con el medio circundante. Para su estudio, resulta conveniente dividirlo en tres subsistemas abiertos (agua, solución y vapor), en los cuales existe transferencia de masa y energía como se muestra en la Figura 2.12, dentro del sistema se presenta la evaporación del agua contenida en la parte inferior,

que produce el efecto refrigerante, este vapor inunda todo el contenedor llegando hasta la sección del intercambiador de calor donde es absorbido por la solución de bromuro de litio, dicha absorción produce calor que es retirado por el agua de servicio que circula a través de la carcasa del intercambiador de calor.

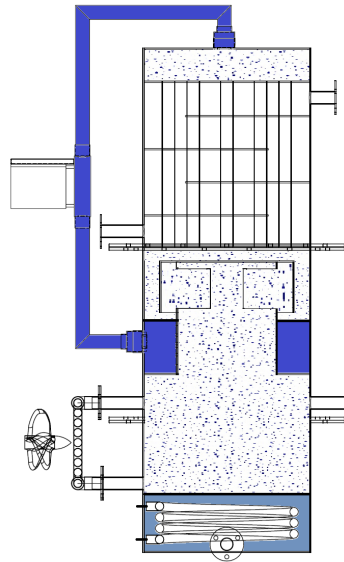


Figura 2.12 Sistema de absorción con zonas.

Al ser un sistema intermitente cambia continuamente, por lo que los modelos que gobiernan la evolución de las variables de estado dentro del sistema son de tipo transitorio, y se listan a continuación:

Basados en la primera ley de la termodinámica o ley de la conservación de la energía todo proceso está gobernado de manera general por la siguiente ecuación:

$$\{Acumulación\} = \{Entrada\} + \{Generación\} - \{Salida\} - \{Consumo\} \quad (2.20)$$

con base en la ecuación 2.20 las ecuaciones que describen el comportamiento del sub-sistema "agua" están dadas por un balance de energía (ecuación 2.21) y un balance de masa (ecuación 2.22), los cuales se muestran a continuación:

$$\frac{dU_{agua}}{dt} = \dot{Q}_{in} + \dot{Q}_{amb} - \dot{m}_{vap} \cdot h_{vap} \quad (2.21)$$

$$\frac{dM_{agua}}{dt} = -\dot{m}_{vap} \quad (2.22)$$

de la ecuación 2.21 se despeja el parámetro \dot{m}_{vap} ,

$$\dot{m}_{vap} = \frac{\dot{Q}_{in} + \dot{Q}_{amb} - \frac{dU_{agua}}{dt}}{h_{vap}} \quad (2.23)$$

en el subsistema "solución", la variación de la masa se expresa como se muestra en la ecuación 2.24 y la variación en la energía se representa en la ecuación 2.25:

$$\frac{dM_{sol}}{dt} = \dot{m}_{vap} \quad (2.24)$$

$$\frac{dU_{sol}}{dt} = \dot{m}_{sol-in} \cdot h_{sol-in} - \dot{m}_{sol-out} \cdot h_{sol-out} - \dot{Q}_{abs} \quad (2.25)$$

el cambio en la masa de vapor en el contenedor esta expresado por:

$$\frac{dM_{vap}}{dt} = \dot{m}_{vap} - \dot{m}_{abs} \quad (2.26)$$

con la cual se obtiene el flujo másico de absorción expresado como:

$$\dot{m}_{abs} = \dot{m}_{vap} - \frac{dM_{vap}}{dt} \quad (2.27)$$

como la relación de las variables está dada por ecuaciones de estado transitorio, que son la relación entre la variación presentada en un parámetro (P) y la variación tiempo en que se presentan estos estados (ecuación 2.28), se hace necesario conocer el estado inicial del proceso y cada uno de los estados subsecuentes durante la experimentación.

$$\frac{dP}{dt} = \frac{P_i - P_{i-1}}{t_i - t_{i-1}} \quad (2.28)$$

los distintos estados del proceso se calculan con el empleo las ecuaciones la energía interna del agua (ecuación 2.29), energía interna de la solución (ecuación 2.30) y la masa de vapor que es determinada por la ecuación de estado de los gases ideales (ecuación 2.31):

$$U_{agua} = M_{agua} \cdot C_{p_{agua}} \cdot T_{agua} \quad (2.29)$$

$$U_{sol} = M_{sol} \cdot H_{sol} \quad (2.30)$$

$$M_{V_{ap}} = \frac{P M_{agua} \cdot P_{V_{ap}} \cdot V_{V_{ap}}}{R \cdot T_{V_{ap}}} \quad (2.31)$$

los parámetros $C_{p_{agua}}$ y H_{sol} se calculan por las ecuaciones 2.6 y 2.16.

el volumen de vapor es calculado por:

$$V_{V_{ap}} = V - \frac{M_{Sol}}{\rho_{sol}} - \frac{M_{Sol}}{\rho_{sol}} \quad (2.32)$$

la concentración inicial del de la solución es calculada por el método de Newton-Raphson (ecuación 2.33) con la ecuación 2.17 a partir de la determinación de la densidad por gravimetría.

$$X_{n+1} = X_n - \frac{f(X_n)}{f'(X_n)} \quad (2.33)$$

2.7 Resultados Experimentales

La experimentación se llevó a cabo determinando en primera instancia el estado inicial del sistema con la determinación de la concentración de la solución alimentada al sistema con el uso de la ecuación 2.33, la determinación de la cantidad de masa de solución y agua alimentadas al sistema por diferencia de masas, estos valores se muestran en la tabla que se muestra a continuación:

Parametro	Magnitud
X_{sol}	59,76%
M_{sol}	3208g
M_{agua}	1553 g

Tabla 2.10 Condiciones iniciales del sistema.

Seguido se encienden las bombas de recirculación de bromuro de litio y de recirculación del agua de servicio del absorbedor, todas las variables son monitoreadas por el sistema de OPTO22 y almacenadas con node-red en una base de datos administrada por phpMyAdmin, con una frecuencia de muestreo de 1 segundo. Las variables medidas son filtradas con el uso del filtro mostrado en la ecuación 2.1 y procesadas con la metodología expuesta en la sección 2.6.

Los resultados obtenidos se presentan en los siguientes apartados.

2.7.1 Implementación del Filtro

Los parámetros medidos que fueron suavizados son, presión superior e inferior en el absorbedor, temperatura del evaporador, temperatura de entrada y salida de la solución, Temperatura a la entrada y salida del líquido refrigerante y temperatura ambiente. Los resultados del suavizado se pueden observar en la Figura 2.13.

2.7.2 Absorción de Vapor de Agua

La absorción de vapor de agua en la solución de bromuro de litio es influenciada por muchos factores internos y externos, que pueden tener mayor o menor peso, en este estudio estas variables han sido reducidas a 8, las cuales son listadas a continuación:

- Caudal de recirculación de bromuro de litio (C_{abs}).
- Caudal de Fluido de servicio del intercambiador de calor(C_{cooler}).
- Concentración de la solución (X_{sol}).
- Presión de absorción (P_{abs}), que es la media entre las presiones de entrada y salida del absorbedor.
- Temperatura de evaporación (T_{eva}).
- Temperatura de la solución (T_{sol}), que es la media entre las temperaturas de entrada y salida del absorbedor.

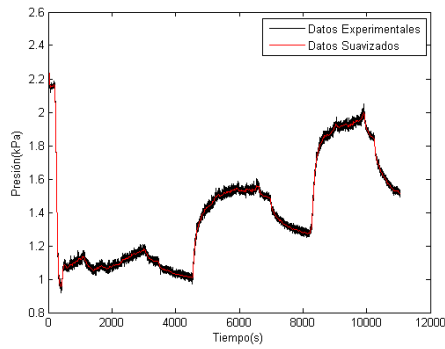
- Temperatura del fluido de servicio (T_{cooler}), que es la media entre las temperaturas de entrada y salida del intercambiador de calor.
- La presencia o no del ventilador (V).

La variación de cada una de estas variables en el experimento se lista en la siguiente tabla:

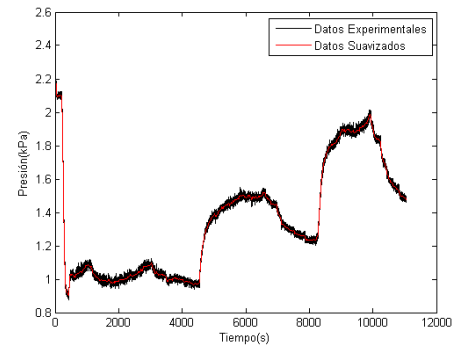
Parámetro	Mínimo	Máximo
$C_{abs}[L/min]$	1.7197	4.4210
$C_{cooler}[L/min]$	10.3586	11.0958
$X_{sol}[\%]$	52.539	59.1237
$P_{abs}[kPa]$	0.9921	1.985
$T_{eva}[^{\circ}C]$	7.298	18.1296
$T_{sol}[^{\circ}C]$	19.6525	23.3526
$T_{cooler}[^{\circ}C]$	18.6111	22.3032
V	0	1
$M_{abs}[g/s \cdot m^2]$	6.1688E-4	0.5865

Tabla 2.11 Variación de los parámetros en el experimento.

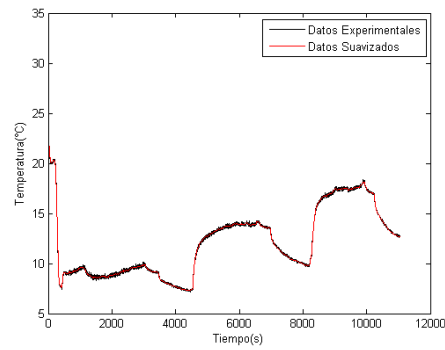
La variación del flujo de absorción respecto a la temperatura y la concentración se presenta gráficamente en la Figura 2.14.



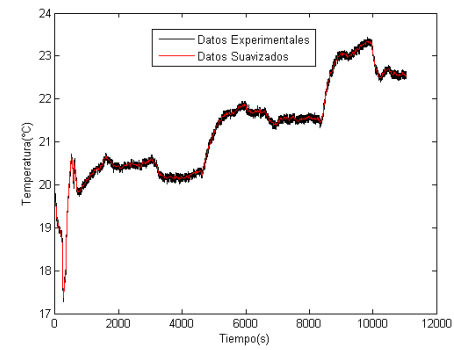
(a) Presión de entrada del absorbedor



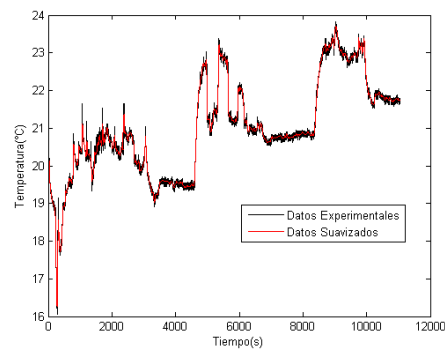
(b) Presión de salida del absorbedor



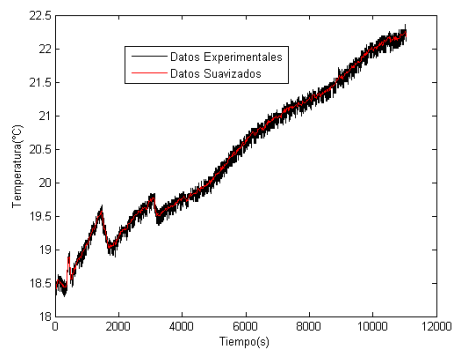
(c) Temperatura de Evaporador



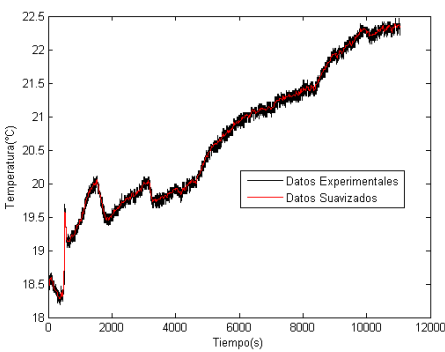
(d) Temperatura de entrada del absorbedor



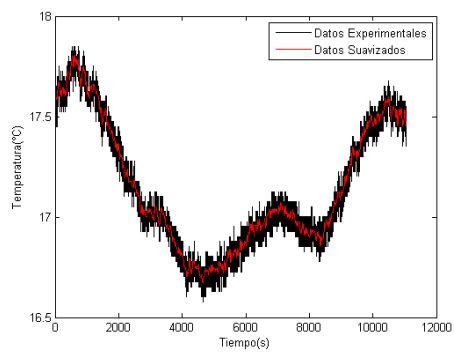
(e) Temperatura de salida del absorbedor



(f) Temperatura de entrada del refrigerante



(g) Temperatura de salida del refrigerante



(h) Temperatura Ambiente

Figura 2.13 Aplicación de filtro morfológico a variables monitoreadas.

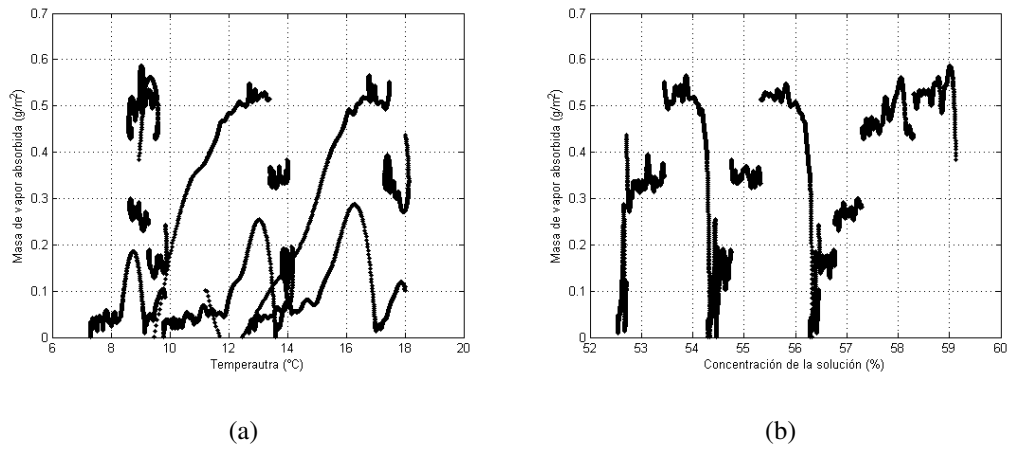


Figura 2.14 Variación de la velocidad de absorción.

Capítulo 3

Modelado con Redes Neuronales Artificiales

En este capítulo se describe la estructura de una red neuronal, el tratamiento realizado a los datos para el posterior entrenamiento de la red neuronal y los criterios para la selección de la arquitectura de la red neuronal que mejor representa los datos.

3.1 Estructura de la Red Neuronal Artificial

Las redes neuronales artificiales son inspiradas en los procesos biológicos del cerebro humano donde las neuronas son interconectadas para procesar una gran cantidad de información. Las redes neuronales son sistemas adaptativos que pueden ser entrenadas para realizar una función específica, para lo cual necesita un arreglo de datos de entrada y salida.

En la Figura 3.1 se muestra la unidad básica de una red neuronal, la neurona, las neuronas dentro de la red se encuentran agrupadas en capas y al conjunto de más de una de estas capas interconectadas, es lo que se conoce como red neuronal artificial. La interconexión entre neuronas se nombra como pesos, estos pesos varían para modelar complejas relaciones entre los conjuntos de entrada y salida.

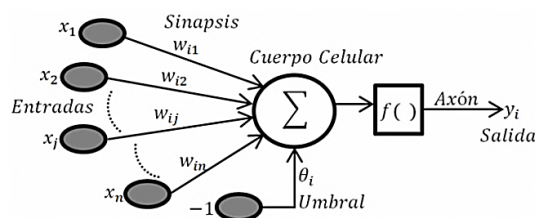


Figura 3.1 Neurona artificial.

La función de transferencia o función de activación se encuentra a la salida de cada neurona, las funciones usualmente usadas en las capas de entrada y ocultas son las funciones tangente sigmoidea (tansig) que se presenta en la ecuación 3.1, y en la capa de salida la función lineal (pureline) en la ecuación 3.2.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2 \cdot x}} - 1 \quad (3.1)$$

$$f(x) = x \quad (3.2)$$

Las redes neuronales generalmente presentan una capa de entrada y una capa de salida, y entre estas dos capas se encuentra las capas ocultas. Las capas de entrada y salida presentan igual número de neuronas como variables de entrada y salida existan. Las capas ocultas procesan la información y la entregan desde la capa de entrada, pasando por funciones de transferencia, hasta la capa de salida, el número de neuronas en las capas ocultas depende de la precisión requerida por el modelo.

Por lo expuesto en este apartado, la arquitectura de la red neuronal artificial, para el presente caso de estudio, está representada en la Figura 3.2, una red neuronal de 3 capas, con 8 neuronas en la capa de entrada, 1 neurona en la capa de salida, la función de transferencia en las capas de entrada y oculta, y función de transferencia lineal en la capa de salida, la selección del número n de neuronas en la capa oculta se expondrá en los siguientes apartados.

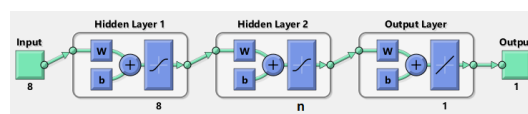


Figura 3.2 Arquitectura red neuronal en estudio.

3.2 Entrenamiento de RNA

El entrenamiento de la red neuronal artificial se realizó con el paquete de funciones *nntool* del programa MATLAB R2013a, los parámetros de entrenamiento usados en la interfaz fueron:

- Tipo de red: **"Feed-forward backpropagation"**

- Funcion de entrenamiento: **"TRAINGDM"**
- Adaptacion de la funcion de aprendizaje: **"LEARNGDM"**
- Funcion de error: **"MSE"**
- Iteraciones: **500000**
- Tiempo: **"inf"**
- Objetivo: **0**
- Minimo gradiente: **"1E-5"**
- Maximo de Errores: **1000**
- Rata de aprendizaje: **0.01**
- mc: **0.9**

3.2.1 Normalización de Datos

La normalización de datos es requerida para garantizar la influencia de cada una de las variables de entrada en el modelo, la normalización consistió en aplicar una transformación lineal de los valores de entrada en el rango [-1,1]. Como la función de transferencia de las capas ocultas es *tansig* las entradas se normalizan en el rango [-0.9 , 0.9], así los datos de entrada I_i son transformados a un nuevo valor P_i con la siguiente ecuación:

$$P_i = 1.8 \cdot \left(\frac{I_i - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right) - 0.9 \quad (3.3)$$

3.3 Selección de RNA

La principal característica de las redes neuronales artificiales es que pueden aprender de su ambiente, lo cual no es más que la capacidad de incrementar su ajuste a los datos de entrada y salida, para esto se usó la metodología de back-propagation, la cual usa un algoritmo de

gradiente descendente con momentum que hace una comparación entre la salida de la red y el dato de salida proporcionado e itera hasta un valor aceptable de tolerancia. No existe un método preciso para la selección de la mejor arquitectura de una red neuronal por lo cual, el número de neuronas en la capa oculta se encuentra por ensayo y error, aunque algunos autores sugieren la ecuación 3.4 para calcular el número de neuronas requeridas en la capa oculta para el ajuste, donde I es el número de entradas, O es el número de salidas y TD es el número de muestras para entrenamiento. En este trabajo se hace un barrido de neuronas ocultas desde 1 hasta alcanzar el sugerido en la ecuación 3.4.

$$NNHL = \frac{1}{2}(I + O) + \sqrt{TD} \quad (3.4)$$

Para la selección de la red se hizo uso de varios estadísticos los cuales se detallan a continuación.

3.3.1 Función de Error

La función de error cuadrado medio (ecuación 3.5) es la usada para medir el rendimiento del ajuste entre los datos experimentales y los modelados por la red neuronal, donde a_{sim} es el valor obtenido de la red, a_{exp} es el valor experimental de la salida, N es el número de datos usados y por último i es un contador de datos.

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (a_{sim(i)} - a_{exp(i)})^2} \quad (3.5)$$

en la Figura 3.3 se muestra la variación del error cuadrado medio del entrenamiento de distintas redes neuronales con diferente número de neuronas en la capa oculta, después de 500000 iteraciones, se observa que el MSE para todos los casos es menor a 0.001 y se obtiene un resultado mínimo en 30 neuronas en la capa oculta. En el apéndice D se muestra el resultado grafico del efecto del número de iteraciones sobre el mse para cada arquitectura, donde se aprecia que no hay divergencia del mse entre los conjuntos entrenamiento y evaluación, lo cual es un criterio de selección de la red neuronal, debido a esto y por la poca diferencia en

la magnitud del MSE de todas las redes evaluadas, que el MSE no aporta mayor peso para la selección de la arquitectura en el presente estudio.

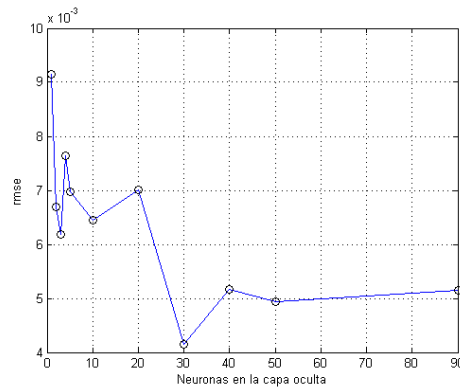


Figura 3.3 Error cuadrado medio vs Neuronas en la capa oculta.

3.3.2 Coeficiente de Determinación

El coeficiente de determinación denominado R^2 , determina la calidad del modelo para replicar los resultados, y la proporción de variación de los resultados que puede explicarse por el modelo. En la Figura 3.4 se observa la evolución del coeficiente de determinación para las distintas arquitecturas analizadas, donde se aprecia que todas presentan un ajuste de los datos mayor 0.989 con excepción de la arquitectura con una neurona en la capa oculta, es por esto que este estadístico no se toma como referencia para la selección de la red.

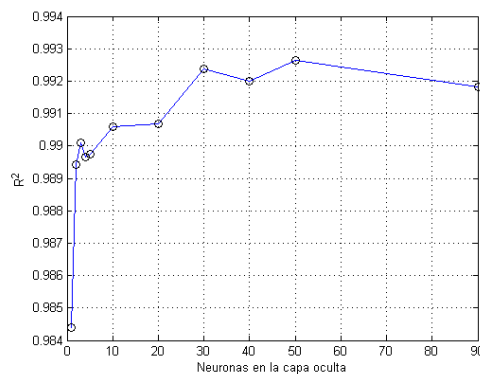
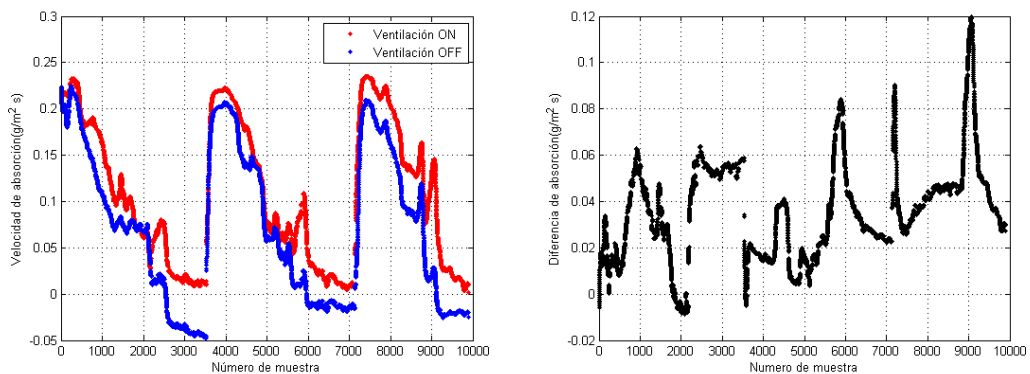


Figura 3.4 Coeficiente de determinación vs Neuronas en la capa oculta.

En el apéndice E se aprecia el resultado grafico para el coeficiente de determinación de los conjuntos de entrenamiento y evaluación para las distintas arquitecturas.

3.3.3 Confrontación Visual

Como se vio en los apartados anteriores los estadísticos mse y R^2 no son suficientes para determinar la mejor arquitectura de red neuronal artificial que mejor describa el sistema en cuanto al parámetro de absorción de vapor de agua, por lo que todos los modelos presentan buen ajuste de los datos experimentales y no es posible observar la presencia de sobre ajuste de los modelos, por lo que se recurre a la comparación visual de los resultados del modelo con la utilización o no del dispositivo de ventilación, En el apéndice F se observa el resultado correspondiente de las distintas arquitecturas propuestas. Basados en los resultados mostrados en el capítulo anterior donde se evidencia que la velocidad de absorción es mayor con la utilización del dispositivo de ventilación, en la confrontación visual se busca un modelo en el que la diferencia entre la velocidad de absorción con el uso de ventilación y sin esta se presentaran los menores picos negativos. En la Figura 3.5 se presenta, a la izquierda la velocidad de absorción con uso y sin uso del dispositivo ventilador, y a la derecha la diferencia de la velocidad de absorción con ventilador y sin ventilador, para la arquitectura de 3 neuronas en la capa oculta la cual presenta mejor modelado del sistema.



(a) Velocidad de absorción

(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura 3.5 Resultados de modelo RNA con 3 neuronas ocultas.

Capítulo 4

Implementación del Modelo y Discusión

En este capítulo se procede al uso del modelo de red neuronal mostrado en la Figura 4.1 para la simulación del proceso de absorción en diferentes condiciones proceso, y la comparación del proceso de absorción bajo el efecto del uso del ventilador, la función de la red se muestra en la ecuación 4.1.

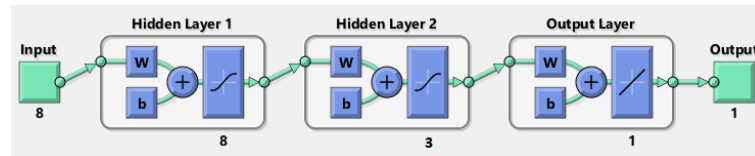


Figura 4.1 Neurona artificial.

$$\dot{m}_{abs} = pureline(W^3 \cdot tansig(W^2 \cdot tansig(W^1 \cdot p + b^1) + b^2) + b^3) \quad (4.1)$$

Los valores de las matrices W y los vectores b se muestran en el apéndice G, la estructura del vector p se muestra a continuación:

$$p = \begin{bmatrix} C_{abs} \\ C_{cooler} \\ X_{sol} \\ P_{abs} \\ T_{eva} \\ T_{sol} \\ T_{cooler} \\ V \end{bmatrix}$$

4.1 Simulación del Proceso de Absorción

La simulación del proceso de absorción se muestra como una superficie de respuesta y un gráfico de contorno, para lo cual se variaron los parámetros de temperatura en el evaporador y concentración de la solución como se muestra en la Tabla 4.1 y se mantuvieron el resto de parámetros en los valores mostrados en la Tabla 4.2.

Parámetro	Mínimo	Máximo
$X_{sol}[\%]$	55.8314	59.1237
$T_{eva}[^{\circ}C]$	7.298	12.7138

Tabla 4.1 Parámetros variables para la simulación.

Parámetro	Magnitud
$C_{abs}[L/min]$	4.1290
$C_{cooler}[L/min]$	10.6462
$P_{abs}[kPa]$	1.1024
$T_{sol}[^{\circ}C]$	21.3095
$T_{cooler}[^{\circ}C]$	20.7117

Tabla 4.2 Parámetros fijos para la simulación .

El resultado de la simulación si el uso del ventilador y la simulación con el uso del ventilador se presentan en las Figuras 4.2 y 4.3, respectivamente. En estas figuras se aprecia claramente que el efecto de la temperatura de evaporador y la concentración de la solución absorbente presenta la misma tendencia para el proceso con y sin el uso del dispositivo de ventilación, la cual es una relación directamente proporcional a ambas variables simuladas, es decir, la velocidad de absorción, aumenta a medida que aumenta la temperatura del evaporador o la concentración de la solución absorbente y disminuye cuando la temperatura del evaporador o la concentración del absorbente disminuyen.

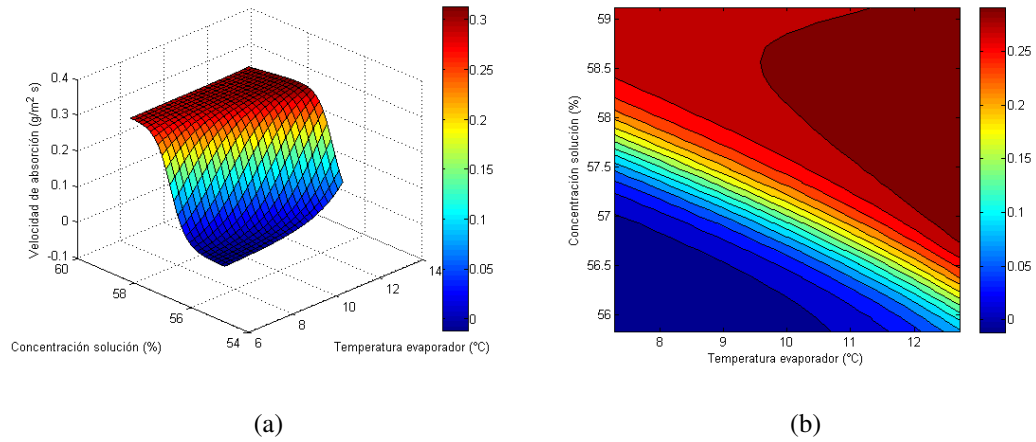


Figura 4.2 Simulación velocidad de absorción sin ventilador.

se observa en la Figura 4.2 valores negativos para la absorción en los valores más bajos de temperatura del evaporador y concentración de la solución absorbente, debido que estas condiciones no fueron alcanzadas por el proceso sin la utilización del ventilador por lo cual el modelo nos indica que en estas condiciones el proceso sin ventilación sería contrario al deseado, en vez de tener una absorción que provoque efecto refrigerante, tendríamos un proceso de desorción que provoca una elevación en la temperatura en el evaporador.

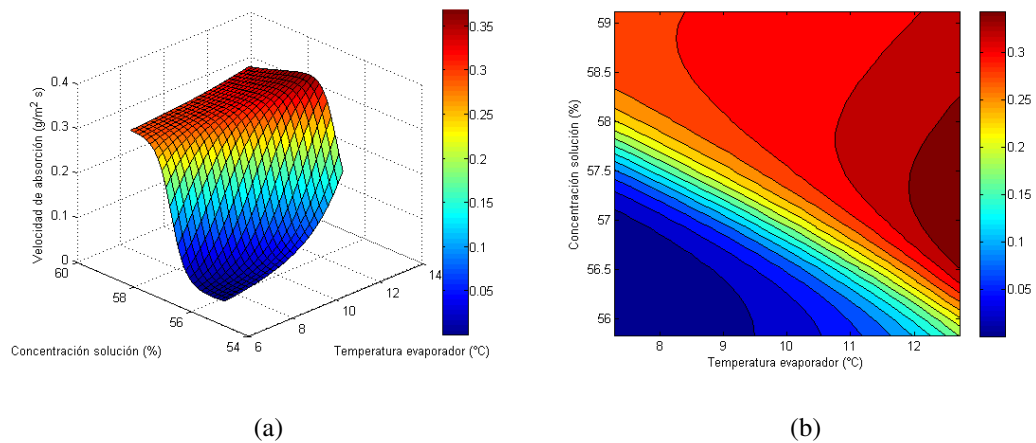


Figura 4.3 Simulación velocidad de absorción con ventilador.

En la Figura 4.3 nos encontramos con valores positivos para todo el rango de simulación, como resultado de que la temperatura mínima fue alcanzada con el uso del dispositivo de ventilación, es así que el modelo muestra magnitudes pequeñas de absorción siempre superiores a cero.

El efecto del dispositivo ventilador es la diferencia de la absorción con el uso del ventilador y la absorción sin el uso del mismo, esto es mostrado en la Figura 4.4, donde se observa un mayor efecto del dispositivo ventilador cuando aumenta la temperatura del evaporador o disminuye la concentración de la solución absorbente, y el menor efecto del dispositivo se obtiene cuando la temperatura del evaporador es mínima y la concentración de la solución es máxima.

La mejora en el proceso de absorción es debida principalmente al cambio de transferencia de masa por convección natural a transferencia de masa por convección forzada, es así como el movimiento del fluido mejora de manera Considerable la transferencia de masa al poner a disposición de la película de solución absorbente mayor diferencial de presión de vapor en el absorbedor.

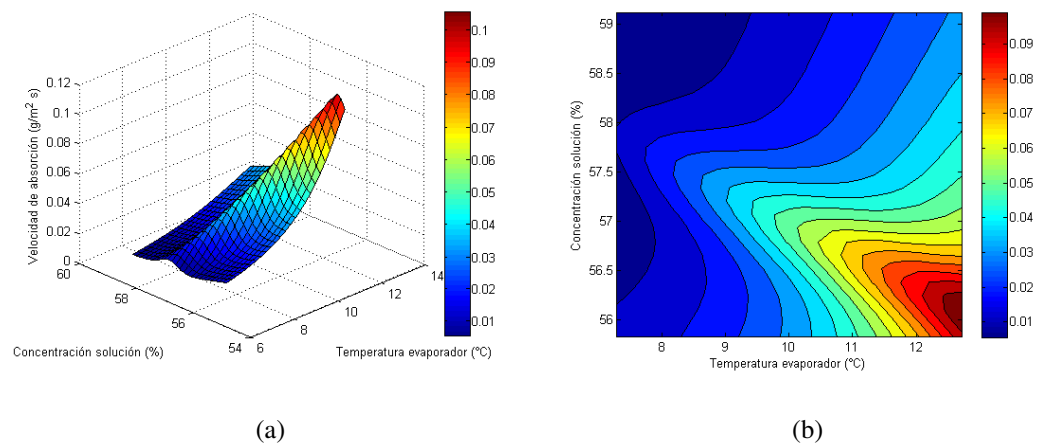


Figura 4.4 Efecto del uso de la ventilación en la velocidad de absorción.

4.2 Trabajo Futuro

La principal mejora que puede ser efectuada en el presente trabajo es fortalecer el modelo neuronal a través del suministro de una mayor cantidad de datos experimentales, así como

también, incrementar el número de variables de entrada al modelo que se ha demostrado tienen efecto sobre el fenómeno de transferencia de masa, como lo son:

- Diámetro interior de los tubos del absorbedor
- Longitud de los tubos del absorbedor
- Arreglo de los tubos del absorbedor
- Relación entre potencia de ventilación y área de absorción

Conclusiones

Este trabajo se da un paso en la producción de conocimiento para fomentar la generación de tecnología de tamaño reducido en el área de refrigeración por absorción, reportándose un modelo de red neuronal artificial de la absorción de vapor de agua en una película de bromuro de litio acuoso, con el cual es posible realizar un diseño preciso del absorbedor evitando márgenes de error elevados, debido a la precisión del modelo desarrollado, el cual presenta un coeficiente de determinación de 0.989, por lo cual los resultados obtenidos con este modelo son confiables y fidedignos.

Las simulaciones realizadas con el modelo obtenido nos muestran que con el uso del dispositivo de ventilación se puede alcanzar mayores velocidades de absorción de vapor de agua en la película de bromuro de litio acuoso, llegando a una diferencia de 0.9 gramos de vapor de agua absorbida bajo las mismas condiciones de proceso en un área de 0.41 m^2 y potencia de ventilación 25 W, lo cual es traducido a 250 W en términos de capacidad refrigerante, además se determina que existe una diferencia de aproximadamente $3.5 \text{ }^\circ\text{C}$ en la temperatura alcanzada en el evaporador, entre el proceso de absorción sin ventilación y el proceso de absorción con ventilación, lo cual que es importante al dimensionar el absorbedor.

Apéndice A: Especificaciones módulos utilizados.

Especificaciones Técnicas Módulo SNAP-AITM-8.

Rango de entrada	De -75 mV a +75 mV De -50 mV a +50 mV De -25 mV a +25 mV
Límites por encima del rango	De -82.5 a +82.5 mV (rango de +/- 75 mV) De -55 a +55 mV (rango de +/- 50 mV) De -27.5 a +27.5 mV (rango de +/- 25 mV)
Resolución	3 microvoltios de -75 mV a +75 mV 2 microvoltios de -50 mV a +50 mV 1 microvoltios de -25 mV a +25 mV
Compensación de temperatura de unión fría	Automático cuando se usa con procesadores de E / S de SNAP
Filtrado de entrada	-3 dB a 5 Hz
Datos Frescura (Máx)	2.25 s
Rechazo del modo común de DC	> -120 dB
Rechazo de modo común de CA	> -120 dB a 60 Hz
Máxima información de supervivencia	± 15 voltios
Voltaje de modo común operativo máximo	250 V
Exactitud a escala completa	0.1% (75 microvoltios) @ 75 mV 0.1% (50 microvoltios) @ 50 mV 0.2% (50 microvoltios) @ 25 mV
Deriva: Coeficiente de temperatura de ganancia	5 microvoltios / ° C
Deriva: Coeficiente de temperatura de compensación	2 microvoltios / ° C
Precisión del termopar [° C] de fábrica	E,J,K: ± 2.0 B,R,S: ± 5.0 C,D,G: ± 4.0 T,N: ± 3.0
Precisión del termopar [° C] después de los comandos de ganancia y desplazamiento del usuario	E,J,K: ± 0.5 B,R,S: ± 3.0 C,D,G: ± 2.0

	T,N: ± 2.0
Aislamiento	1500 V
requerimientos de energía	5 VDC (± 0.15) y 200 mA
Resistencia de entrada	100 megaohms (cada canal)
Temperatura ambiente: almacenamiento operativo	-20 ° C a 70 ° C -40 ° C a 85 ° C
Torsión, tornillos de sujeción	4 in-lb (0.45 Nm)
Torsión, tornillos conectores	3 in-lb (0.34 Nm)
Aprobaciones de la agencia	SNAP-AITM-8: UL, CE, RoHS, DFARS SNAP-AITM-8-FM: FM, CE, RoHS, DFARS

Especificaciones Técnicas Módulo SNAP-AIMA-8.

Rango de entrada	-20 mA a +20 mA
Límites por encima del rango	De -22 a +22 mA (rango ± 20 mA)
Resolución	0.8 microamperios
Datos Frescura (Máx)	0.28 segundos
Rechazo del modo común de DC	> -120 dB
Rechazo de modo común de CA	> -120 dB a 60 Hz
Máxima información de supervivencia	36 mA o 9 VDC
Voltaje de modo común operativo máximo	250 V
Exactitud	0.05% (10 microamperios)
DRIFT: Coeficiente de temperatura de ganancia	30 PPM / ° C
DRIFT: Coeficiente de temperatura de compensación	15 PPM / ° C
Aislamiento	1500 V
requerimientos de energía	5 VDC (± 0.15) @ 170 mA
Resistencia de entrada - final único	100 ohmios (todos los canales comparten el mismo punto de referencia)
Temperatura de funcionamiento	-20 ° C a 70 ° C
Temperatura de almacenamiento	-40 ° C a 85 ° C
Torsión, tornillos de sujeción	4 in-lb (0.45 Nm)
Torsión, tornillos conectores	1.7 in-lb (0.19 Nm)

Apéndice B: Script para Suavizado de las Señales

```

RSuav40=Filtro_Morfologico(var_Y,40);
plot(RSuav40)
title('Suavizado con mu=40')
xlabel('rótulo eje x')
ylabel('rótulo eje y')

function [ Vector ] = Filtro_Morfologico( vl,mu )
aux=vl;
for i=1:mu
    rel1=Prome_dio( aux );
    rel2=Med_iana( rel1 );
    aux=rel2
end
Vector=aux;
end

function [ Salida ] = Med_iana( v )
va=[0 0 0];
n=length( v );
for i=2:n-1;
    va(1)=v(i-1);
    va(2)=v(i);
    va(3)=v(i+1);
    medi_a=median( va );
    medi_ana(i)=medi_a;
end
medi_ana(1)=(v(1)+v(2))/2;
medi_ana(n)=(v(n-1)+v(n))/2;
Salida1=medi_ana;
end

function [ Salida ] = Prome_dio( va )
n=length( va );
for i=2:n-1
    promedio(i)=((va(i-1))+va(i))+va(i+1))/3;
end
promedio(1)=(va(1)+va(2))/2;
promedio(n)=(va(n)+va(n-1))/2;
Salida=promedio;
end

```

Apéndice C: Propiedades Termodinámicas del Agua Pura

Propiedades del agua saturada

Temp., T °C	Presión de saturación, P_{sat} , kPa	Densidad, ρ kg/m ³		Entalpía de vaporización, h_{fg} , kJ/kg	Calor específico, c_p , J/kg · K		Conductividad térmica, k W/m · K		Viscosidad dinámica, μ kg/m · s		Número de Prandtl, Pr		Coeficiente de expansión volumétrica, β 1/K
		Líquido	Vapor		Líquido	Vapor	Líquido	Vapor	Líquido	Vapor	Líquido	Vapor	
0.01	0.6113	999.8	0.0048	2 501	4 217	1 854	0.561	0.0171	1.792×10^{-3}	0.922×10^{-5}	13.5	1.00	-0.068×10^{-3}
5	0.8721	999.9	0.0068	2 490	4 205	1 857	0.571	0.0173	1.519×10^{-3}	0.934×10^{-5}	11.2	1.00	0.015×10^{-3}
10	1.2276	999.7	0.0094	2 478	4 194	1 862	0.580	0.0176	1.307×10^{-3}	0.946×10^{-5}	9.45	1.00	0.733×10^{-3}
15	1.7051	999.1	0.0128	2 466	4 186	1 863	0.589	0.0179	1.138×10^{-3}	0.959×10^{-5}	8.09	1.00	0.138×10^{-3}
20	2.339	998.0	0.0173	2 454	4 182	1 867	0.598	0.0182	1.002×10^{-3}	0.973×10^{-5}	7.01	1.00	0.195×10^{-3}
25	3.169	997.0	0.0231	2 442	4 180	1 870	0.607	0.0186	0.891×10^{-3}	0.987×10^{-5}	6.14	1.00	0.247×10^{-3}
30	4.246	996.0	0.0304	2 431	4 178	1 875	0.615	0.0189	0.798×10^{-3}	1.001×10^{-5}	5.42	1.00	0.294×10^{-3}
35	5.628	994.0	0.0397	2 419	4 178	1 880	0.623	0.0192	0.720×10^{-3}	1.016×10^{-5}	4.83	1.00	0.337×10^{-3}
40	7.384	992.1	0.0512	2 407	4 179	1 885	0.631	0.0196	0.653×10^{-3}	1.031×10^{-5}	4.32	1.00	0.377×10^{-3}
45	9.593	990.1	0.0655	2 395	4 180	1 892	0.637	0.0200	0.596×10^{-3}	1.046×10^{-5}	3.91	1.00	0.415×10^{-3}
50	12.35	988.1	0.0831	2 383	4 181	1 900	0.644	0.0204	0.547×10^{-3}	1.062×10^{-5}	3.55	1.00	0.451×10^{-3}
55	15.76	985.2	0.1045	2 371	4 183	1 908	0.649	0.0208	0.504×10^{-3}	1.077×10^{-5}	3.25	1.00	0.484×10^{-3}
60	19.94	983.3	0.1304	2 359	4 185	1 916	0.654	0.0212	0.467×10^{-3}	1.093×10^{-5}	2.99	1.00	0.517×10^{-3}
65	25.03	980.4	0.1614	2 346	4 187	1 926	0.659	0.0216	0.433×10^{-3}	1.110×10^{-5}	2.75	1.00	0.548×10^{-3}
70	31.19	977.5	0.1983	2 334	4 190	1 936	0.663	0.0221	0.404×10^{-3}	1.126×10^{-5}	2.55	1.00	0.578×10^{-3}
75	38.58	974.7	0.2421	2 321	4 193	1 948	0.667	0.0225	0.378×10^{-3}	1.142×10^{-5}	2.38	1.00	0.607×10^{-3}
80	47.39	971.8	0.2935	2 309	4 197	1 962	0.670	0.0230	0.355×10^{-3}	1.159×10^{-5}	2.22	1.00	0.653×10^{-3}
85	57.83	968.1	0.3536	2 296	4 201	1 977	0.673	0.0235	0.333×10^{-3}	1.176×10^{-5}	2.08	1.00	0.670×10^{-3}
90	70.14	965.3	0.4235	2 283	4 206	1 993	0.675	0.0240	0.315×10^{-3}	1.193×10^{-5}	1.96	1.00	0.702×10^{-3}
95	84.55	961.5	0.5045	2 270	4 212	2 010	0.677	0.0246	0.297×10^{-3}	1.210×10^{-5}	1.85	1.00	0.716×10^{-3}
100	101.33	957.9	0.5978	2 257	4 217	2 029	0.679	0.0251	0.282×10^{-3}	1.227×10^{-5}	1.75	1.00	0.750×10^{-3}
110	143.27	950.6	0.8263	2 230	4 229	2 071	0.682	0.0262	0.255×10^{-3}	1.261×10^{-5}	1.58	1.00	0.798×10^{-3}
120	198.53	943.4	1.121	2 203	4 244	2 120	0.683	0.0275	0.232×10^{-3}	1.296×10^{-5}	1.44	1.00	0.858×10^{-3}
130	270.1	934.6	1.496	2 174	4 263	2 177	0.684	0.0288	0.213×10^{-3}	1.330×10^{-5}	1.33	1.01	0.913×10^{-3}
140	361.3	921.7	1.965	2 145	4 286	2 244	0.683	0.0301	0.197×10^{-3}	1.365×10^{-5}	1.24	1.02	0.970×10^{-3}
150	475.8	916.6	2.546	2 114	4 311	2 314	0.682	0.0316	0.183×10^{-3}	1.399×10^{-5}	1.16	1.02	1.025×10^{-3}
160	617.8	907.4	3.256	2 083	4 340	2 420	0.680	0.0331	0.170×10^{-3}	1.434×10^{-5}	1.09	1.05	1.145×10^{-3}
170	791.7	897.7	4.119	2 050	4 370	2 490	0.677	0.0347	0.160×10^{-3}	1.468×10^{-5}	1.03	1.05	1.178×10^{-3}
180	1 002.1	887.3	5.153	2 015	4 410	2 590	0.673	0.0364	0.150×10^{-3}	1.502×10^{-5}	0.983	1.07	1.210×10^{-3}
190	1 254.4	876.4	6.388	1 979	4 460	2 710	0.669	0.0382	0.142×10^{-3}	1.537×10^{-5}	0.947	1.09	1.280×10^{-3}
200	1 553.8	864.3	7.852	1 941	4 500	2 840	0.663	0.0401	0.134×10^{-3}	1.571×10^{-5}	0.910	1.11	1.350×10^{-3}
220	2 318	840.3	11.60	1 859	4 610	3 110	0.650	0.0442	0.122×10^{-3}	1.641×10^{-5}	0.865	1.15	1.520×10^{-3}
240	3 344	813.7	16.73	1 767	4 760	3 520	0.632	0.0487	0.111×10^{-3}	1.712×10^{-5}	0.836	1.24	1.720×10^{-3}
260	4 688	783.7	23.69	1 663	4 970	4 070	0.609	0.0540	0.102×10^{-3}	1.788×10^{-5}	0.832	1.35	2.000×10^{-3}
280	6 412	750.8	33.15	1 544	5 280	4 835	0.581	0.0605	0.094×10^{-3}	1.870×10^{-5}	0.854	1.49	2.380×10^{-3}
300	8 581	713.8	46.15	1 405	5 750	5 980	0.548	0.0695	0.086×10^{-3}	1.965×10^{-5}	0.902	1.69	2.950×10^{-3}
320	11 274	667.1	64.57	1 239	6 540	7 900	0.509	0.0836	0.078×10^{-3}	2.084×10^{-5}	1.00	1.97	—
340	14 586	610.5	92.62	1 028	8 240	11 870	0.469	0.110	0.070×10^{-3}	2.255×10^{-5}	1.23	2.43	—
360	18 651	528.3	144.0	720	14 690	25 800	0.427	0.178	0.060×10^{-3}	2.571×10^{-5}	2.06	3.73	—
374.14	22 090	317.0	317.0	0	∞	∞	∞	∞	0.043×10^{-3}	4.313×10^{-5}	—	—	—

Apéndice D: Evolución del Error Cuadrado medio para Distintas Arquitecturas

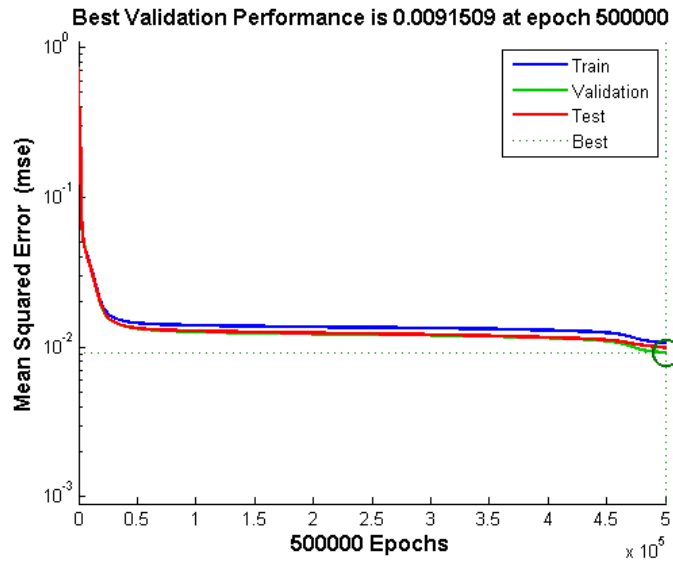


Figura D.1 Error cuadrado medio 1 neurona en la capa oculta

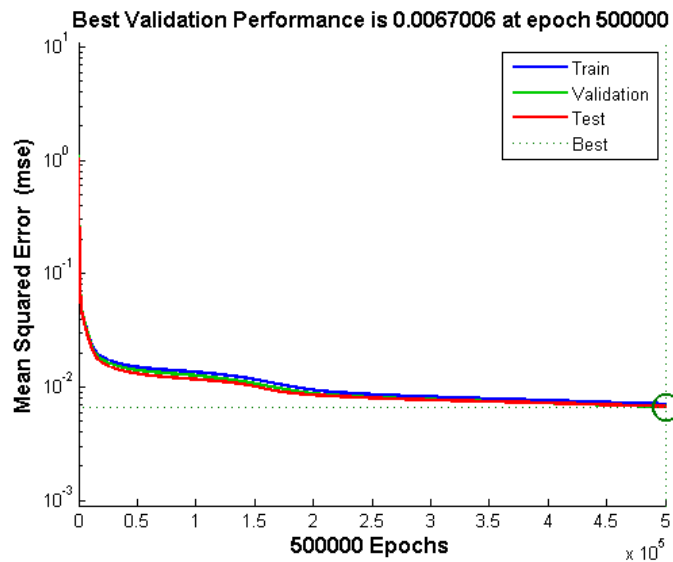


Figura D.2 Error cuadrado medio 2 neuronas en la capa oculta

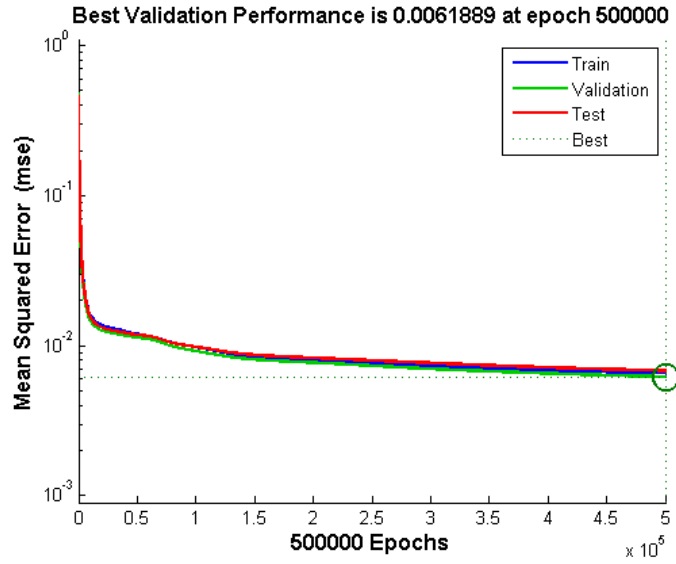


Figura D.3 Error cuadrado medio 3 neuronas en la capa oculta

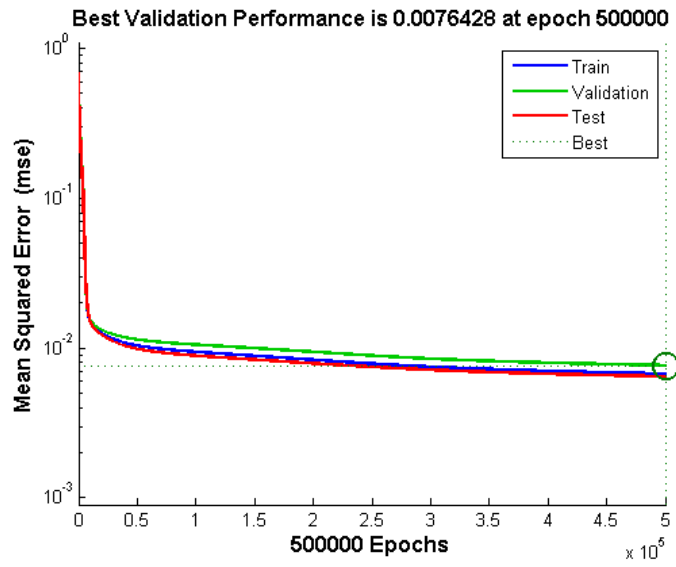


Figura D.4 Error cuadrado medio 4 neuronas en la capa oculta

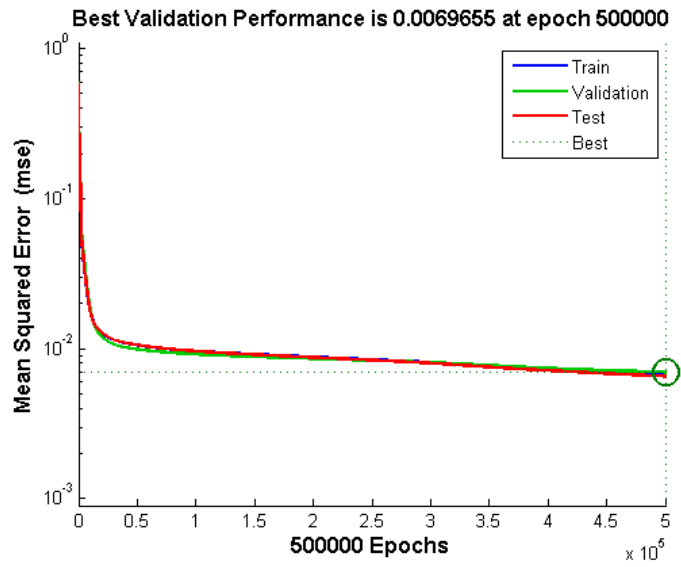


Figura D.5 Error cuadrado medio 5 neuronas en la capa oculta

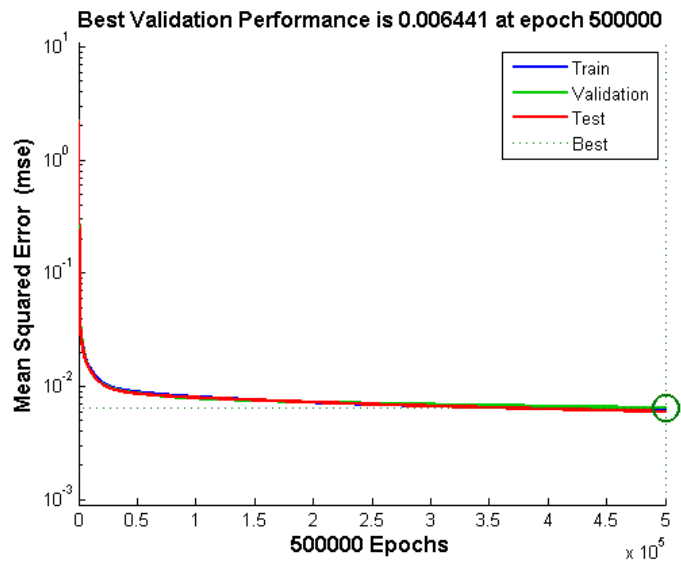


Figura D.6 Error cuadrado medio 10 neuronas en la capa oculta

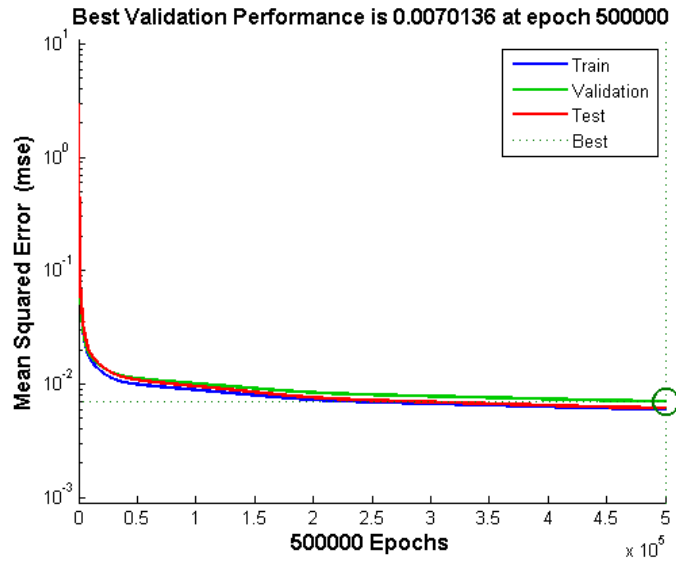


Figura D.7 Error cuadrado medio 20 neuronas en la capa oculta

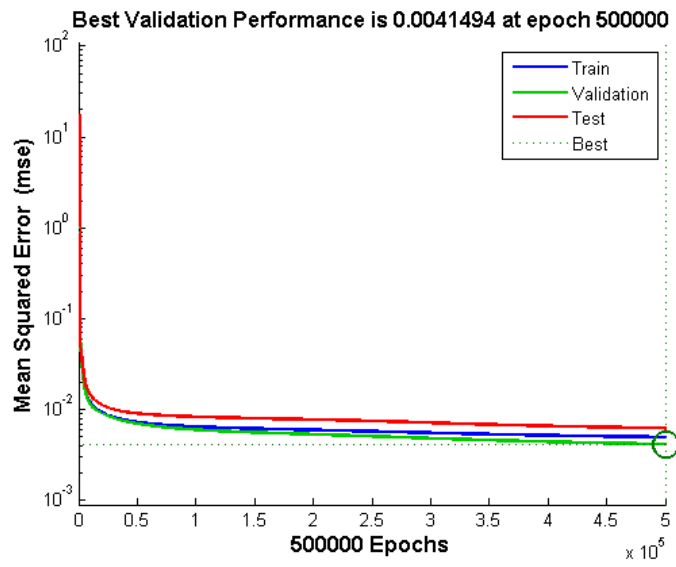


Figura D.8 Error cuadrado medio 30 neuronas en la capa oculta

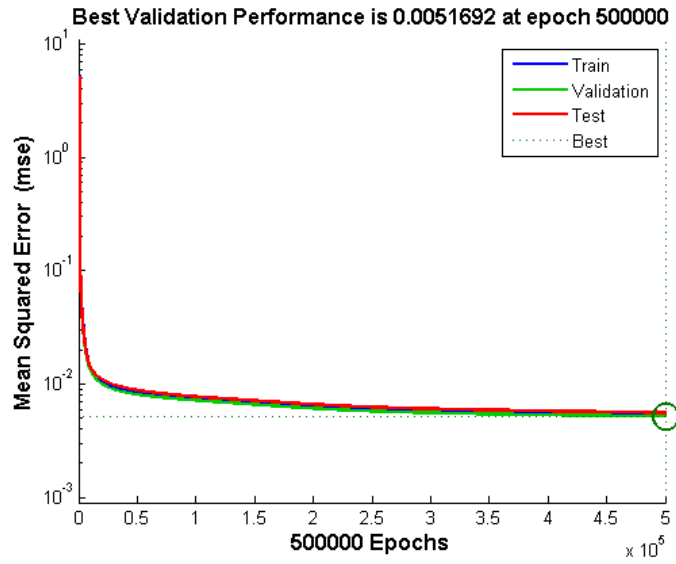


Figura D.9 Error cuadrado medio 40 neuronas en la capa oculta

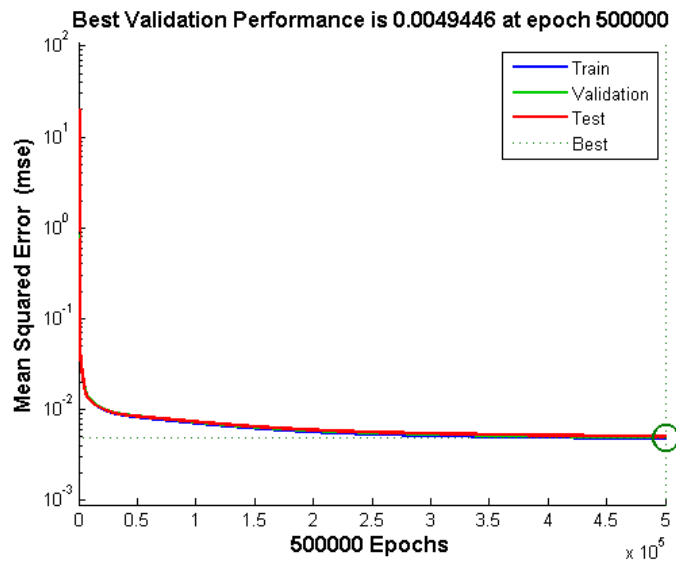


Figura D.10 Error cuadrado medio 50 neuronas en la capa oculta

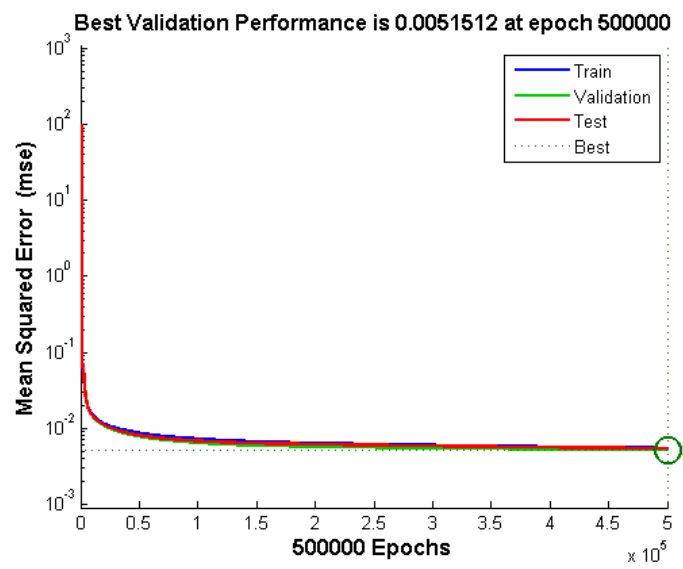


Figura D.11 Error cuadrado medio 90 neuronas en la capa oculta

Apéndice E: Evolución del Coeficiente de Determinación para Distintas Arquitecturas

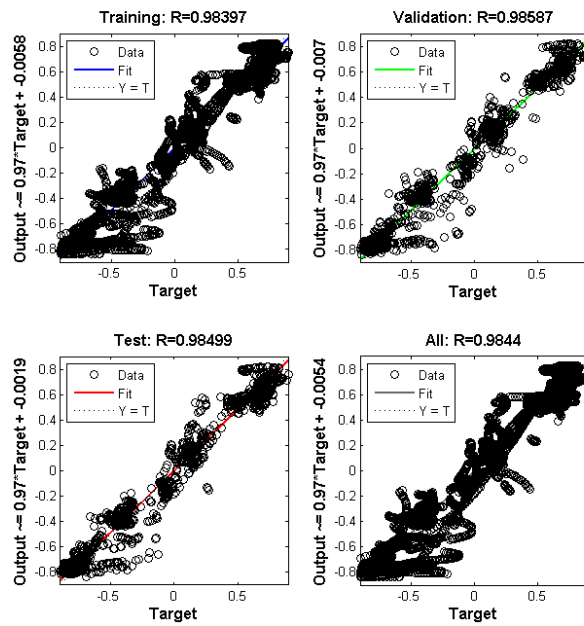


Figura E.1 Coeficiente de determinación 1 neurona en la capa oculta

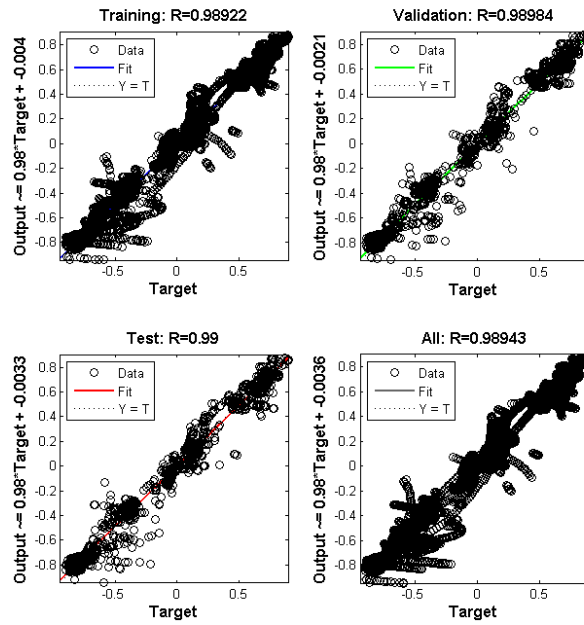


Figura E.2 Coeficiente de determinación 2 neuronas en la capa oculta

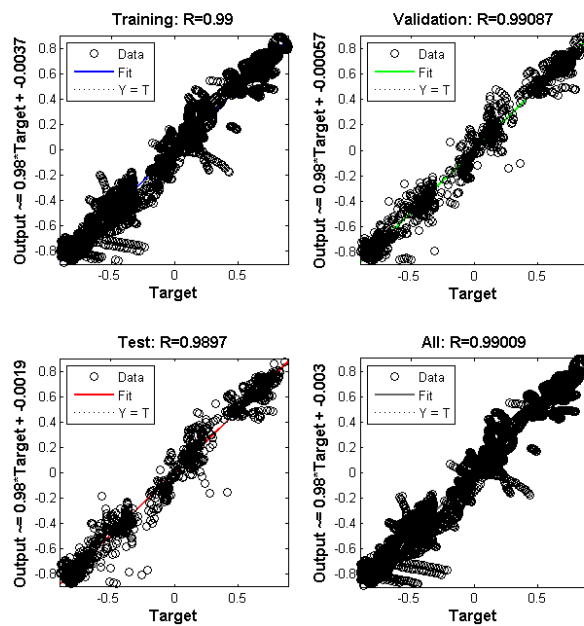


Figura E.3 Coeficiente de determinación 3 neuronas en la capa oculta

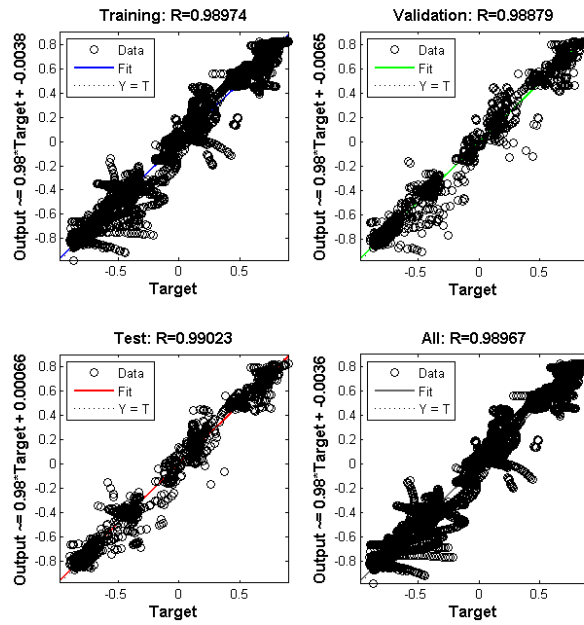


Figura E.4 Coeficiente de determinación 4 neuronas en la capa oculta

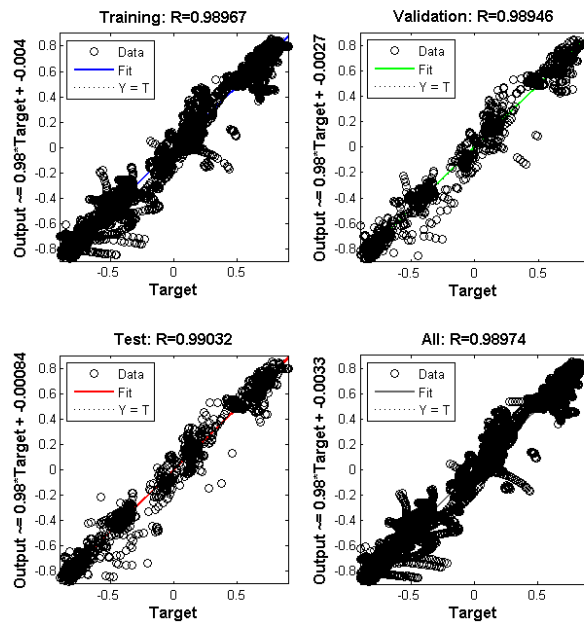


Figura E.5 Coeficiente de determinación 5 neuronas en la capa oculta

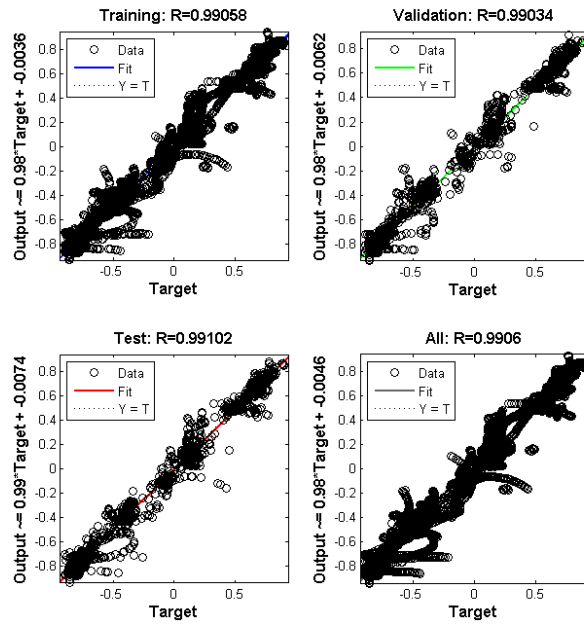


Figura E.6 Coeficiente de determinación 10 neuronas en la capa oculta

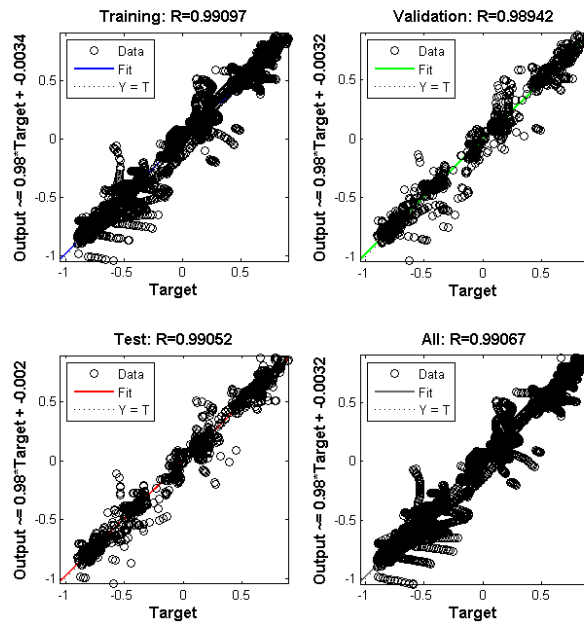


Figura E.7 Coeficiente de determinación 20 neuronas en la capa oculta

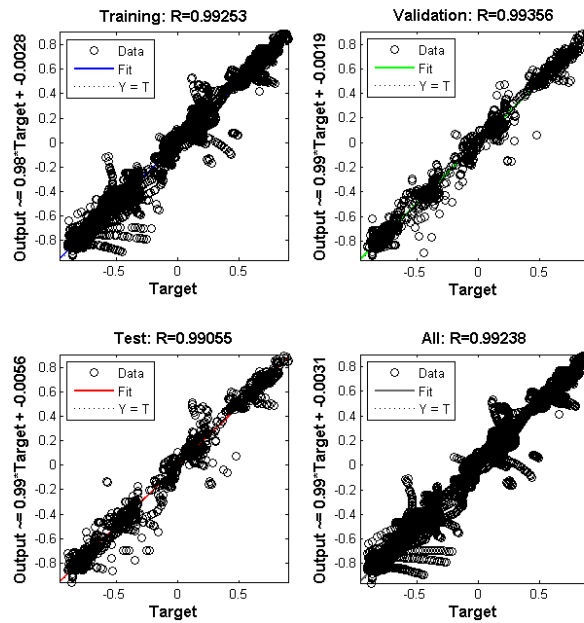


Figura E.8 Coeficiente de determinación 30 neuronas en la capa oculta

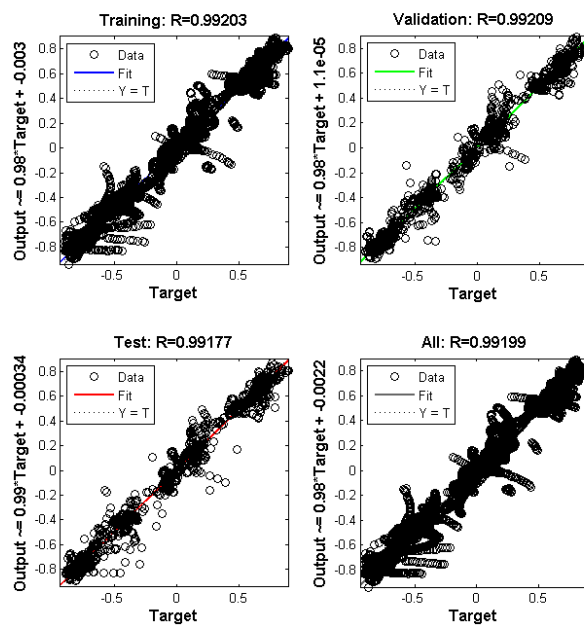


Figura E.9 Coeficiente de determinación 40 neuronas en la capa oculta

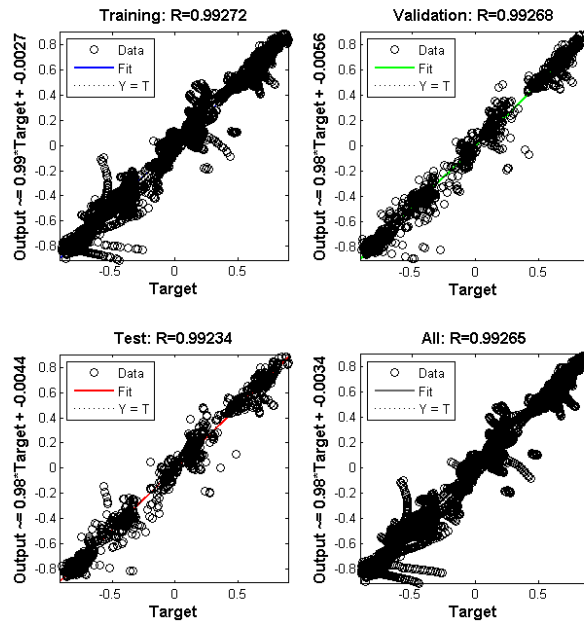


Figura E.10 Coeficiente de determinación 50 neuronas en la capa oculta

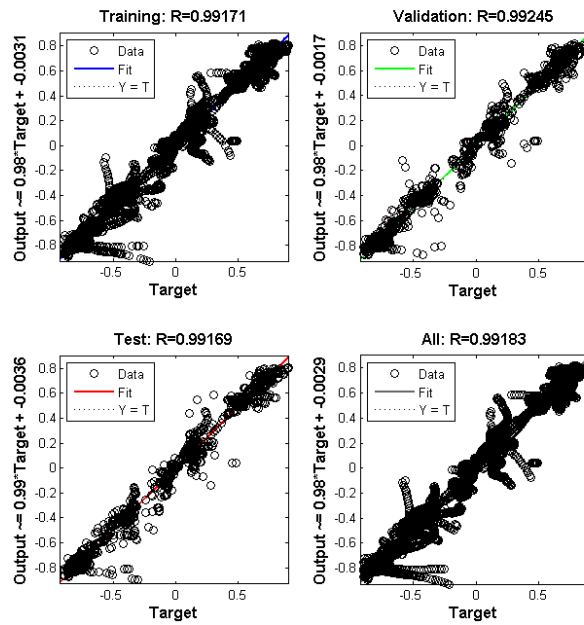
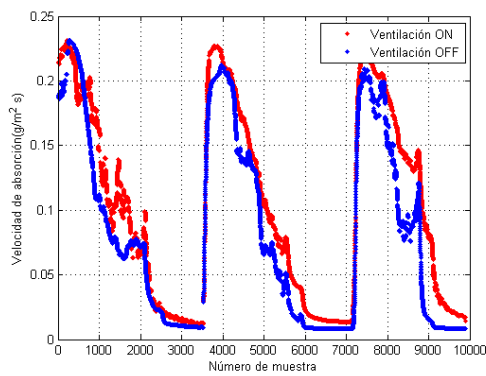
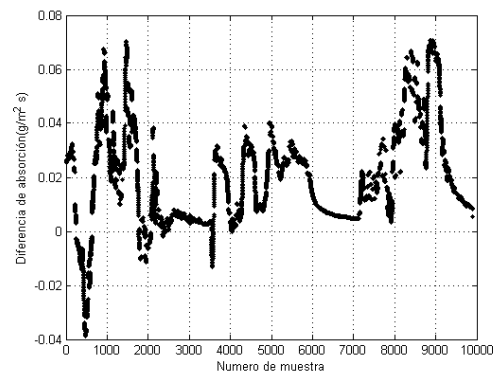


Figura E.11 Coeficiente de determinación 90 neuronas en la capa oculta

Apéndice F: Evolución del Coeficiente de Determinación para Distintas Arquitecturas

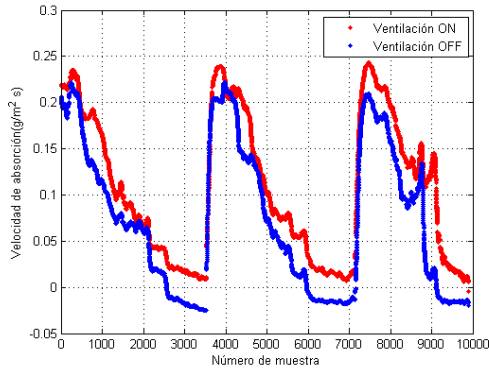


(a) Velocidad de absorción

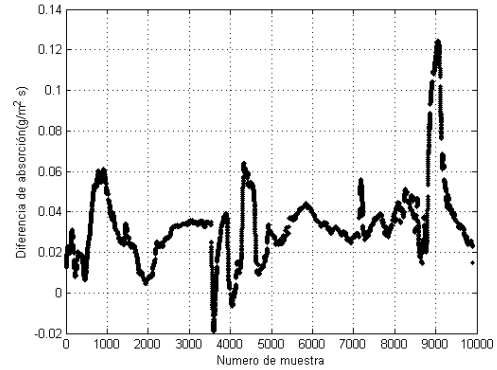


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.1 Resultados de modelo RNA con 1 neurona oculta.

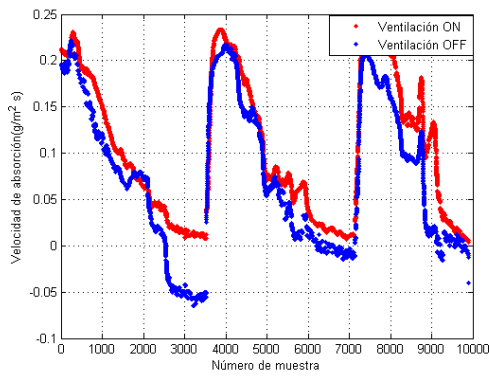


(a) Velocidad de absorción

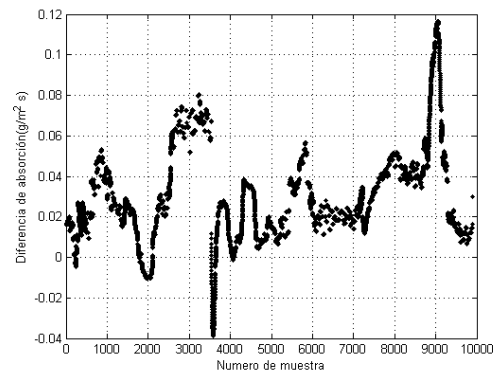


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.2 Resultados de modelo RNA con 2 neuronas ocultas.

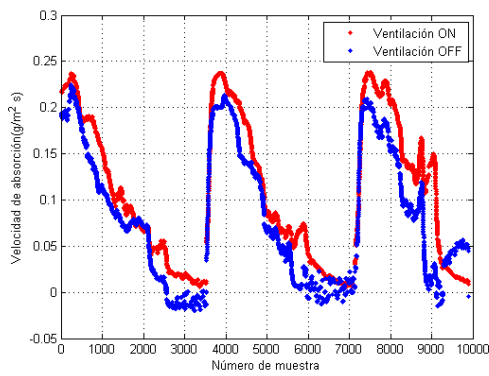


(a) Velocidad de absorción

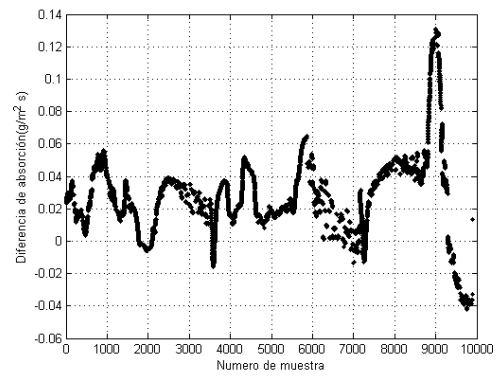


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.3 Resultados de modelo RNA con 4 neuronas ocultas.

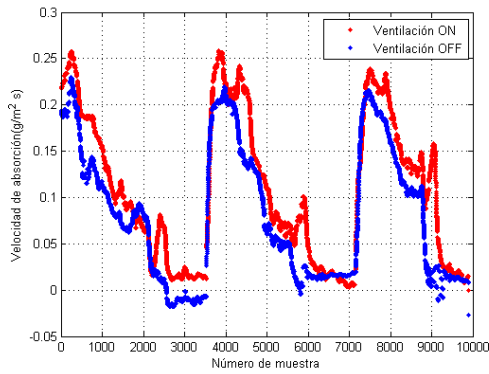


(a) Velocidad de absorción

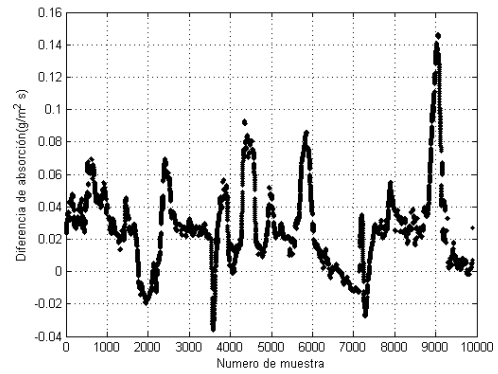


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.4 Resultados de modelo RNA con 5 neuronas ocultas.

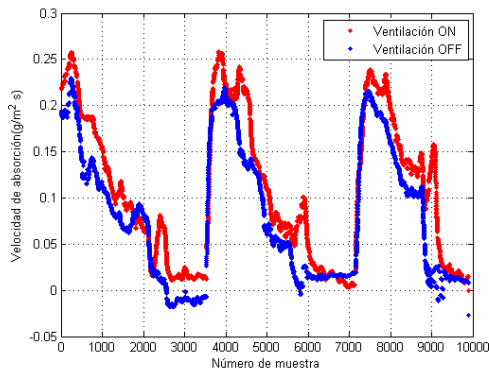


(a) Velocidad de absorción

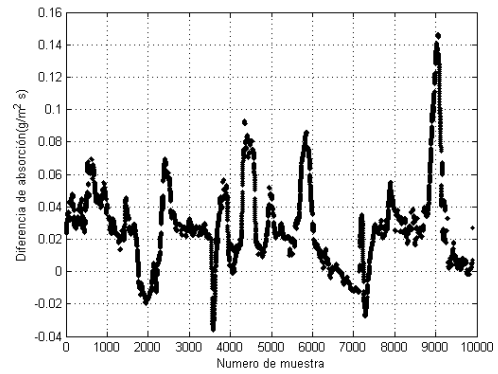


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.5 Resultados de modelo RNA con 10 neuronas ocultas.

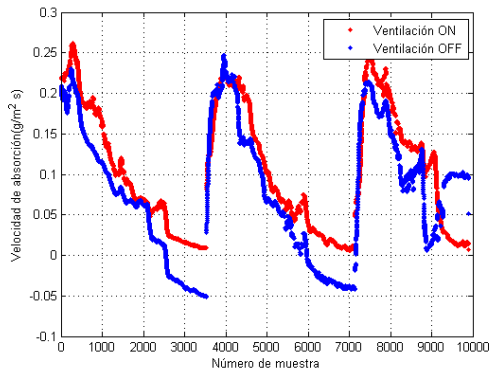


(a) Velocidad de absorción

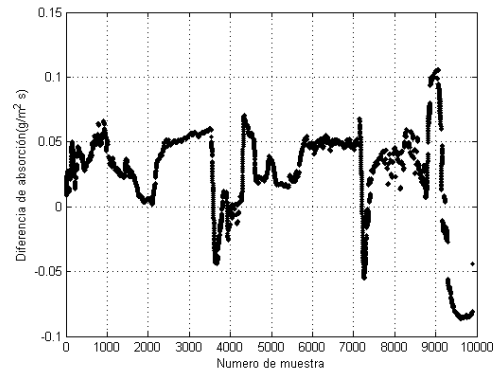


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.6 Resultados de modelo RNA con 10 neuronas ocultas.

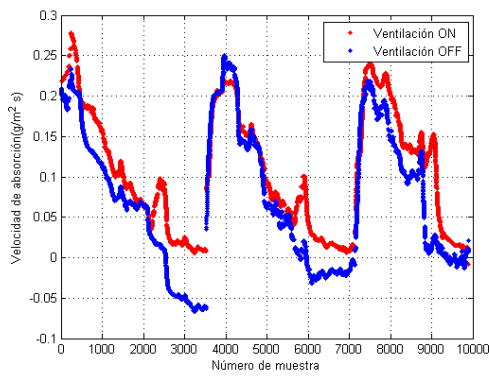


(a) Velocidad de absorción

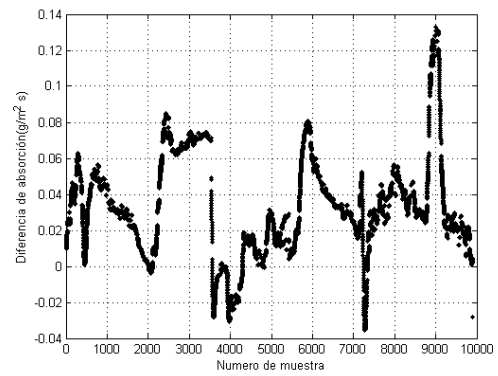


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.7 Resultados de modelo RNA con 20 neuronas ocultas.

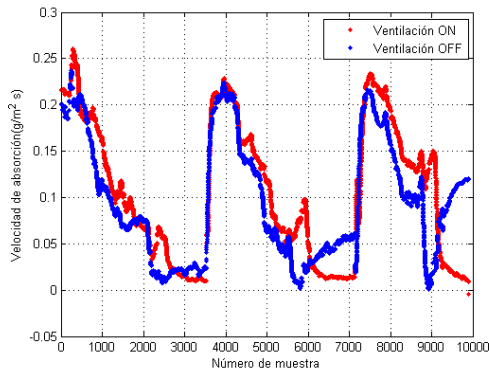


(a) Velocidad de absorción

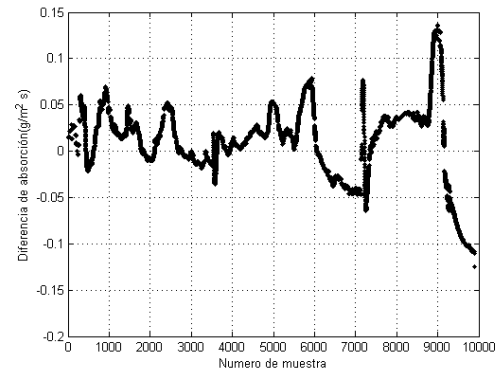


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.8 Resultados de modelo RNA con 30 neuronas ocultas.

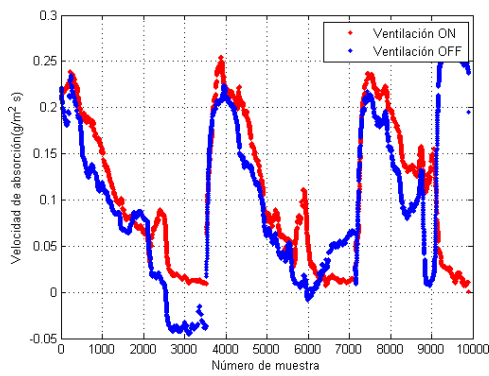


(a) Velocidad de absorción

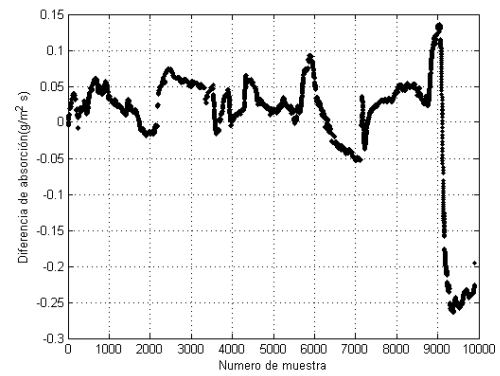


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.9 Resultados de modelo RNA con 40 neuronas ocultas.

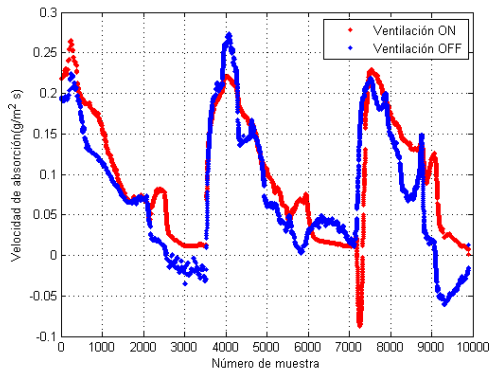


(a) Velocidad de absorción

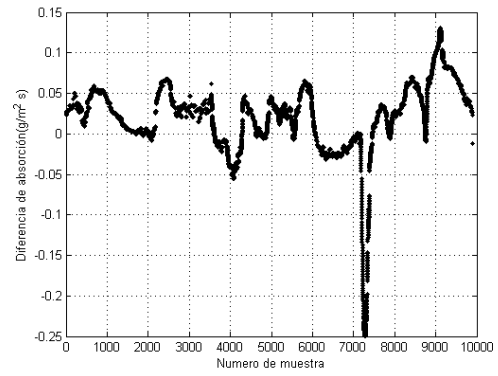


(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.10 Resultados de modelo RNA con 2 neuronas ocultas.



(a) Velocidad de absorción



(b) Diferencia en la velocidad de absorción

Figura F.11 Resultados de modelo RNA con 2 neuronas ocultas.

Apéndice G: Matrices de pesos y bias para la red neuronal seleccionada

$$W^1 = \begin{bmatrix} 1.1858 & 0.14776 & 0.2612 & -0.92114 & 0.93507 & 0.22473 & -0.8275 & 0.5834 \\ 0.69078 & 0.12204 & -1.2397 & -0.91967 & -0.16015 & 0.8802 & 1.367 & 0.095084 \\ 0.14087 & -0.0038825 & -2.0825 & -0.77716 & -1.0367 & -0.13748 & -0.14403 & -0.065823 \\ -0.20698 & 0.046488 & -0.28426 & -0.014346 & 0.10335 & -1.6716 & 0.79006 & 0.31515 \\ 0.62272 & -0.27741 & -0.85988 & -1.0186 & 0.20936 & 0.86784 & -0.37557 & 0.6103 \\ -0.22342 & 0.0034396 & -0.31483 & 0.83146 & 0.8699 & -0.58977 & 0.29822 & -0.84026 \\ -1.099 & 0.94996 & 0.46577 & 0.95427 & -0.038606 & -0.4236 & 0.12406 & 0.82774 \\ -0.73294 & -0.46279 & 0.69853 & -0.84742 & 0.55524 & 0.60817 & -0.94712 & 0.16774 \end{bmatrix}$$

$$W^2 = \begin{bmatrix} 0.47671 & -0.77882 & -0.64426 & -0.32418 & -0.51511 & 0.51364 & -0.42554 & 0.91777 \\ 0.75629 & 0.55262 & -0.1872 & 1.4112 & -0.4036 & 0.53594 & -1.0972 & 0.45798 \\ -0.92655 & 1.0895 & 2.2871 & 0.92763 & 0.70758 & -0.15517 & 0.091498 & -0.85449 \end{bmatrix}$$

$$W^3 = [-0.79882 \quad 1.6991 \quad -1.2911]$$

$$b^1 = \begin{bmatrix} -1.8961 \\ -1.1038 \\ -0.37574 \\ -0.73251 \\ 0.50942 \\ 0.54989 \\ -1.2817 \\ -1.6728 \end{bmatrix}$$

$$b^2 = \begin{bmatrix} -1.6469 \\ -0.25452 \\ -1.575 \end{bmatrix}$$

$$b^3 = [0.42398]$$

Referencias

- [1] B. Prasartkaew, "Performance Test of a Small Size LiBr-H₂O Absorption Chiller", *Energy Procedia*, vol. 56, pp. 487-497, 2014.
- [2] C. Sepúlveda, "Simulación Dinámica de un Sistema de Refrigeración Termo Solar para la Conservación de Frutas", tesis doctoral, Departamento de Mecanización y Energía, Universidad de Concepción, Chillán, 2014.
- [3] A. Lazrak, F. Boudehenn, S. Bonnot, G. Fraisse, A. Leconte, P. Papillon, B. Souyri, "Development of a dynamic artificial neural network model of an absorption chiller and its experimental validation", *Renewable Energy*, vol. 86, pp. 1009-1022, 2016.
- [4] SENER, "Balance Nacional de Energía", México, 2016.
- [5] M. Balcilar, A. Dalkilic, S. Wongwises, "Artificial neural network techniques for the determination of condensation heat transfer characteristics during downward annular flow of R134a inside a vertical smooth tube", *International Communications in Heat and Mass Transfer*, vol. 38, pp. 75-84, 2011.
- [6] M. Esfe, S. Saedodin, N. Sina, M. Afrand, S. Rostami, "Designing an artificial neural network to predict thermal conductivity and dynamic viscosity of ferromagnetic nanofluid", *International Communications in Heat and Mass Transfer*, vol. 68, pp. 50-57, 2015.
- [7] Y. Xu, S. Zhang, Y. Xiao, "Modeling the dynamic simulation and control of a single effect LiBr/H₂O absorption chiller", *Energy Procedia*, vol. 107, pp. 1183-1191, 2016.
- [8] A. Ochoa, J. Dutra, J. Henríquez, C. dos Santos, "Dynamic study of a single effect absorption chiller using the pair LiBr/H₂O", *Energy Conversion and Management*, vol. 108, pp. 30-42, 2016.
- [9] J. Martínez, P. Martinez, L. Bujedo, "Development and experimental validation of a simulation model to reproduce the performance of a 17.6 kW LiBr-water absorption chiller", *Renewable Energy*, vol. 86, pp. 473-482, 2016.
- [10] J. Romero, T. Carbonell, V. Quevedo, "Simulación de un sistema de refrigeración solar por absorción", *Ingeniería Energética*, vol. 37(2), pp. 84-93, 2016.

- [11] W. Zheng, J. Yang, H. Zhang, S. You, "Simulation and optimization of steam operated double effect water-LiBr absorption heat pump", *Applied Thermal Engineering*, vol. 109, pp. 454-465, 2016.
- [12] G. Franchinia, E. Notarbartolo, L. Padovan, A. Perdichizzi, "Modeling, Design and Construction of a Micro-scale Absorption Chiller", *Energy Procedia*, vol. 82, pp. 577-583, 2015.
- [13] A. Ochoa, J. Dutra, J. Henríquez, C. dos Santos, J. Rohatgi, "The influence of the overall heat transfer coefficients in the dynamic behavior of a single effect absorption chiller using the pair LiBr/H₂O", *Energy Conversion and Management*, vol. 136, pp. 270-282, 2017.
- [14] W. Wang, L. Zhao, C. Zhang, "Generalized neural network correlation for flow boiling heat transfer of R22 and its alternative refrigerants inside horizontal smooth tubes", *International Journal of Heat and Mass Transfer*, vol. 49, pp. 2458-2465, 2006.
- [15] A. Abbassi, L. Bahar, "Application of neural network for the modeling and control of evaporative condenser cooling load", *Applied Thermal Engineering*, vol. 25, pp. 3176-3186, 2005.
- [16] S. Yilmaz, K. Atik, "Modeling of a mechanical cooling system with variable cooling capacity by using artificial neural network", *Applied Thermal Engineering*, vol. 27, pp. 2308-2313, 2007.
- [17] A. Mulero, I. Cachadiña, J. Valderrama, "Artificial Neural Network for the correlation and prediction of surface tension of refrigerants", *Fluid Phase Equilibria*, Accepted Manuscript, 2017, doi: 10.1016/j.fluid.2017.07.022.
- [18] M. Álvarez, J. Hernández, M. Bourouis, "Modelling the performance parameters of a horizontal falling film absorber with aqueous (lithium, potassium, sodium) nitrate solution using artificial neural networks", *Energy*, vol. 102, pp. 313-323, 2016.
- [19] G. Díaz, "Diseño y Caracterización de una Cabina para Producción de Forraje Verde Hidróponico", Tesis de maestría, Posgrado en Ciencias de la Ingeniería, Universidad Autónoma de Zacatecas, 2016.
- [20] Y. A. Cengel, "Transferencia de calor y masa. Un enfoque práctico", 3rd ed., Ed. McGraw-Hill, 2007, pp. 854.
- [21] F. Cortés, "Diseño de un Enfriador con el Sistema de Absorción Agua/Bromuro de Litio Operado con Energía Solar-Edición Única", Tesis de maestría, Programa de graduados en ingeniería, instituto tecnológico de monterrey, 2007.
- [22] J. Marcos, "Prototipo de máquina frigorífica de absorción de LiBr/H₂O de doble efecto condensada por aire", Tesis de doctoral, Departamento de Ingeniería Térmica y Fluidos, Universidad Carlos III De Madrid, 2008.