

RED NEURONAL PERCEPTRON MULTICAPA PARA ESTIMAR CURVAS DE
SECADO EN EL AISLAMIENTO CELULÓSICO DE LOS TRANSFORMADORES
DE POTENCIA

VALENTINA RIASCOS HURTADO

UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA,
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
SANTIAGO DE CALI

2015

RED NEURONAL PERCEPTRON MULTICAPA PARA ESTIMAR CURVAS DE
SECADO EN EL AISLAMIENTO CELULÓSICO DE LOS TRANSFORMADORES
DE POTENCIA

VALENTINA RIASCOS HURTADO

Proyecto de Grado presentado como requisito para optar el título de
INGENIERO ELECTRICISTA

DIRECTORES:

DIEGO FERNANDO GARCÍA GOMEZ

Ingeniero Electricista Ph.D

EDUARDO FRANCISCO CAICEDO BRAVO

Ingeniero Electricista Ph.D

UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE INGENIERÍA,

ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

SANTIAGO DE CALI

2015

AGRADECIMIENTOS

A Dios por regalarme la vida y haberme guiado en cada una de las decisiones.

A mis Abuelos que están en el cielo, por sus sacrificios hechos y porque siempre me acompañan.

A mi mamá Martha por ser una luchadora nata, que lo da todo de forma incondicional y con el más profundo amor.

A mi papá Francisco por haberme apoyado en mi carrera y por inculcarme el cariño a los deportes.

A mis tios y tias por darme una voz de aliento en los días de cansancio y por ser papá y mamá, en tantas ocasiones.

A Yesid por ser mi compañero en este camino de la ingeniería y darme todo su amor y comprensión.

Al profesor Diego por mostrarme que la perseverancia y el esfuerzo, siempre son recompensados. Y por brindarme su experiencia y apoyo en todo momento para culminar este proyecto.

Al profesor Eduardo por recordarme la importancia de los valores en las personas. Y por regalarme una probadita tan significativa de sus experiencias y conocimientos.

A mis amigos Dylan, Jaiber, Edgar, Gustavo, Elisa, Julia, Jackeline; Liliam, Lina, Angela, María porque siempre me han brindado su apoyo y amistad a pesar de los descuidos.

A todos los que de alguna forma han formado parte de mi vida y han dejado huella en ella.

CONTENIDO

	pág
INTRODUCCIÓN	11
1 GENERALIDADES SOBRE HUMEDAD, SECADO Y MODELO DE DIFUSIÓN PARA OBTENCIÓN DE CURVAS DE SECADO	13
1.1 HUMEDAD EN EL TRANSFORMADOR DE POTENCIA	13
1.1.1 Fuentes de Ingreso de la humedad	13
1.2 SECADO	13
1.2.1 Criterios de clasificación de los métodos de secado	14
1.3 MIGRACIÓN DE HUMEDAD	15
1.4 MODELO DE DIFUSIÓN POR MEF	17
1.4.1 Dirección del movimiento de la humedad	17
2 IDENTIFICACIÓN DE FUNCIONES USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES	22
2.1 TOPOLOGÍA DE REDES	23
2.2 NIVELES Y ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL	23
2.3 CARACTERÍSTICAS	23
2.3.1 Capacidad de aprendizaje	24
2.3.2 Capacidad de generalización	24
2.3.3 Aprendizaje supervisado	24
2.3.4 Aprendizaje no supervisado	25
2.4 RED NEURONAL PERCEPTRÓN MULTICAPA	25
2.4.1 Algoritmo Backpropagation	26
2.4.2 Teorema de aproximación universal de funciones	27
2.4.3 Identificación de sistemas con MLP	28
2.4.4 Tipos de Modelos	30
2.4.5 Modelos de Caja Gris	30
3 MODELADO DE CURVAS DE SECADO DE AISLAMIENTOS CELULÓSICOS EN TRANSFORMADORES DE POTENCIA USANDO RNA	32
3.1 METODOLOGÍA PARA LA OBTENCIÓN DEL MODELO USANDO RNA.	32
3.2 RECONOCIMIENTO DE DATOS	33
3.3 ENTRADAS	34
3.4 ENTRENAMIENTO	35

3.4.1	Neuronas en la capa Oculta	37
3.5	<i>EXPORTACIÓN DE LA RED NEURONAL AL SIMULINK</i>	38
3.5.1	Predicción de un paso	38
3.5.2	Simulación Pura	38
4	PRUEBAS Y RESULTADOS	42
4.1	<i>VALIDACIÓN USANDO CURVAS DE SECADO UTILIZADAS EN EL ENTRENAMIENTO</i>	42
4.1.1	Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra	42
4.1.2	Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp	44
4.1.3	Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite mineral	45
4.2	<i>VALIDACIÓN USANDO CURVAS DE SECADO NO UTILIZADAS PARA EL ENTRENAMIENTO</i>	45
4.2.1	Resumen de Resultados de Validación para las Curvas del Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra, Biotemp y Mineral	46
4.3	<i>ANÁLISIS DEL ERROR</i>	49
4.3.1	Error cuadrático medio (RMSE).....	49
4.3.2	Análisis Estadístico del RMSE	52
4.3.3	Interpretación de los datos atípicos	56
4.3.4	Análisis estadístico del RMSE eliminando los valores atípicos	59
4.4	<i>INTERFAZ GRÁFICA</i>	64
5	CONCLUSIONES	66
	BIBLIOGRAFÍA	68

LISTA DE FIGURAS

	pág
Figura 1: Esquema de los criterios de clasificación de los métodos de secado.....	14
Figura 2: Transformador con vista de sus aislamientos internos.	18
Figura 3: Curvas de Equilibrio papel-aceite propuestas por Ommen (a) y por Griffin (b)	19
Figura 4: Esquema del modelo por elementos finitos para el análisis de la difusión de humedad en el aislamiento sólido.....	19
Figura 5: Curvas de secado experimental y estimado para una muestra de papel de 4 mm de espesor secada a una temperatura de 70 °C.....	21
Figura 6: Red Neuronal: (a) Monocapa, (b) Multicapa	23
Figura 7: Aprendizaje Supervisado	24
Figura 8: Aprendizaje No Supervisado	25
Figura 9: Arquitectura General de una MLP	26
Figura 10: Esquema de aprendizaje de Funciones para Red Neuronal.....	27
Figura 11: Modelo General para realizar una Identificación.....	29
Figura 12: Flujograma de la metodología seguida en la obtención del modelo de curvas de secado con RNA.	33
Figura 13: Evolución del Error de Entrenamiento	37
Figura 14: Bloque del Simulink	38
Figura 15: Modelo de Simulink para realizar la “Predicción de un paso” de la RNA.	39
Figura 16: Modelo de Simulink para realizar la “Simulación pura” de la RNA.....	40
Figura 17: Curva de Secado 401 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra usada en Entrenamiento con 3,5 mm de espesor secada a una temperatura de 68 °C.....	44
Figura 18: Curva de Secado 111 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp usada en Entrenamiento con 1,5 mm de espesor secada a una temperatura de 67 °C.....	44
Figura 19: Curva de Secado 89 de aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral usada en Entrenamiento con 0,5 mm de espesor secada a una temperatura de 75°C.....	45
Figura 20: Curva de Secado 1481 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 62 °C.	46
Figura 21: Ampliación de Curva de Secado 1481 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 62 °C.....	47

Figura 22: Curva de Secado 1345 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 46 °C.	47
Figura 23: Ampliación de Curva de Secado 1345 del aislamiento de papel o cartón sumergido en aceite Biotemp no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 46 °C.	48
Figura 24: Curva de Secado 1144 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 43 °C.	48
Figura 25: Ampliación de Curva de Secado 1144 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 43 °C.....	49
Figura 26: RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.	50
Figura 27: RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.....	51
Figura 28: RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral.	51
Figura 29: Resumen estadístico del RMSE aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.....	52
Figura 30: Gráfica de probabilidad acumulada del RMSE para aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.	53
Figura 31: Resumen estadístico del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.....	53
Figura 32: Gráfica de Probabilidad del RMSE para aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.....	54
Figura 33: Resumen estadístico del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral.	55
Figura 34: Gráfica de probabilidad acumulada del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral	56
Figura 35: Curva 1097- RMSE alto	57
Figura 36: Curva 978- RMSE alto	58
Figura 37: Curva 950- RMSE alto	59
Figura 38: Valores del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra sin considerar los valores atípicos.....	60
Figura 39: Resumen estadístico del RSME para aislamientos de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra sin considerar los valores atípicos	60
Figura 40: Valores del RMSE de las curvas de secado del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp sin considerar los valores atípicos	61

Figura 41: Resumen estadístico para los valores del RMSE de las curvas de secado del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp sin considerar los valores atípicos.....	62
Figura 42: RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral sin Atípicos.....	63
Figura 43: Resumen Estadístico para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral sin Atípicos.....	63
Figura 44: Esquema final del modelo Obtenido con RNA.....	64
Figura 45: GUI para Estimar Curvas de Secado.....	65

LISTA DE TABLAS

pág

Tabla 1: Evolución de las Redes Neuronales Artificiales	22
Tabla 2: Parámetros de entrada de las curvas con RMSE atípicos para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.	56
Tabla 3: Parámetros de entrada para las curvas de secado con los RMSE atípicos de aislamientos de cartón sumergido en aceite Biotemp.	57
Tabla 4: Parámetros de entrada de los RMSE atípicos de las curvas de secado del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite mineral.	58

RESUMEN

Los transformadores de potencia son elementos indispensables en los sistemas de potencia, que continuamente reciben humedad por distintas fuentes, la cual se aloja principalmente en sus aislamientos celulósicos, y por esto son sometidos periódicamente a procesos de secado. Para conocer la manera en que cambia la concentración de humedad del aislamiento (Curva de Secado) durante el secado, se puede emplear un modelo de difusión de humedad basado en la segunda ley de Fick y que puede ser resuelto mediante el método de elementos finitos (MEF). Para implementar un modelo MEF de difusión de humedad se debe tener un software especializado y saber manejar los parámetros del modelo. Por lo cual, en este trabajo de grado, se desarrolló una red neuronal Perceptrón Multicapa (MLP), para estimar la curva de secado de los aislamientos celulósicos de cartón prensado de transformadores de potencia. La red neuronal fue implementada mediante el software MATLAB. En este informe se mostrará la concepción de la red y cómo se realizó su entrenamiento; también se muestra la validación de la red, incluyendo un análisis estadístico de los resultados obtenidos en el proceso de validación.

Palabras Clave: transformador de potencia, aislamiento celulósico, método de elementos finitos (MEF), difusión de humedad, Segunda Ley de Fick, red neuronal artificial (RNA), Perceptrón Multicapa (MLP).

ABSTRACT

Power transformers are essential elements in the power system, and they continually receive moisture from various sources. Once into the transformer, the moisture is mainly housed in its cellulose insulation, and therefore, this equipment is regularly subjected to drying processes. To estimate moisture evolution in solid insulation during drying processes (drying curve), a moisture diffusion model based on Fick's second law and solved by finite element method can be used. To implement a FEM moisture diffusion model is required an specialized software and know-how to setting the model. Therefore an artificial neural network (ANN) type Multilayer Perceptron (MLP), was developed to determine the drying curve of transformer's insulation pressboard. This ANN was implemented in the MATLAB software. In this undergraduate work, the conception and training of the ANN is shown; also, the validation of the ANN and an statistical analysis of the validation results is included too.

Index Terms: power transformer, cellulose insulation, finite element method (FEM), moisture diffusion, Fick's Second Law, artificial neural network (ANN), Multilayer Perceptron (MLP).

INTRODUCCIÓN

Los transformadores de potencia son elementos esenciales en los sistemas de potencia de energía eléctrica, ya que ayudan a proveer esta energía al usuario de manera confiable y segura. Sin embargo, es usual que se den fallos en los mismos debido a muchos factores, entre ellos, la humedad que se aloja principalmente en sus aislamientos celulósicos, y que termina disminuyendo la expectativa de vida de los mismos.

Debido a lo anterior los aislamientos sólidos de los transformadores se someten a secados de forma periódica, lo cual resulta costoso, ya que normalmente para realizarlo hay que sacar el transformador de funcionamiento y se requiere de un tiempo determinado que puede llegar a ser largo. Por lo anterior es importante reducir los tiempos de secado; y esto se logra conociendo la evolución en el tiempo de la desorción de humedad de los aislamientos sólidos durante el secado o lo que es lo mismo, las *curvas de secado*.

Estas curvas de secado se pueden estimar a través de un *modelo de difusión* el cual al ser diferencial, de segundo orden y no lineal, debe resolverse mediante un método numérico. El método numérico comúnmente empleado para resolver el modelo de difusión de humedad es el de elementos finitos (MEF). Para implementar un modelo MEF de difusión de humedad se debe tener un software especializado y saber manejar los parámetros y condiciones concernientes al modelo, lo que hace que su utilización sea poco práctica. (García, 2012.).

Por lo anterior, este trabajo de grado se enfocó en implementar una red neuronal artificial perceptrón multicapa (MLP), desarrollada a través del software MATLAB, como alternativa al modelo de elementos finitos. Esta herramienta más conocida y a la vez sencilla de manejar, permite que las personas que realicen el secado, puedan obtener las curvas de secado para sus transformadores y de esta manera tengan una reducción en sus costos asociados al proceso.

Los objetivos que se propusieron para el trabajo de grado fueron los siguientes:

Objetivo General

Implementar una red neuronal artificial perceptrón multicapa (MLP) para estimar las curvas de secado en el aislamiento celulósico de los transformadores de potencia.

Objetivos específicos

- Estudiar la humedad en el aislamiento celulósico del transformador de potencia incluyendo sus fuentes de ingreso y la manera en que se extrae a través de un secado.
- Comprender el modelo MEF de difusión de humedad con el cual se obtienen las curvas de secado del aislamiento celulósico del transformador.
- Desarrollar la red neuronal MLP, definiendo su estructura, sus parámetros y el error deseado.
- Validar la red neuronal para demostrar su aplicación generalizada

El documento se encuentra organizado de la siguiente manera: en el capítulo 1 se amplía la teoría de humedad en el transformador, secado y modelado de curvas de secado a través de elementos finitos. En el capítulo 2 se realiza un análisis de las redes neuronales artificiales y se describe la red neuronal perceptrón multicapa (MLP) escogida para solucionar el problema, como identificadora de funciones. Posteriormente en el capítulo 3, se describe la implementación de la red neuronal escogida. En el capítulo 4 se muestra la validación de la red neuronal implementada y se realiza un análisis estadístico de los resultados obtenidos. Finalmente en el capítulo 5 se muestran las conclusiones del trabajo realizado.

1 GENERALIDADES SOBRE HUMEDAD, SECADO Y MODELO DE DIFUSIÓN PARA OBTENCIÓN DE CURVAS DE SECADO

1.1 HUMEDAD EN EL TRANSFORMADOR DE POTENCIA

En los transformadores de potencia, por distintas fuentes ingresa humedad, la cual se aloja mayoritariamente en sus aislamientos celulósicos debido a su carácter hidrófilo y minoritariamente en el aceite debido a que este tiene un carácter hidrófobo. La proporción en que se suele repartir la humedad en un transformador está alrededor del 98% en los aislamientos celulósicos y un 2% en el aceite dieléctrico. Esta humedad disminuye la expectativa de vida del transformador de potencia, ocasionando la aceleración del envejecimiento de los aislamientos, que pierdan sus características dieléctricas, que se aumente la probabilidad de formación de burbujas dentro de ellos, que disminuya la tensión de iniciación de las descargas parciales y en consecuencia se aumente la probabilidad de falla en cualquier momento del transformador (*García, 2012*).

A continuación se hará una breve descripción del comportamiento de la humedad en el transformador.

1.1.1 Fuentes de Ingreso de la humedad

Se reconocen tres fuentes de aportación de humedad al transformador: la primera es la humedad residual, que es producida por las piezas aislantes gruesas a base de celulosa densa y de resinas impregnadas, usadas como piezas de sujeción mecánica para los otros componentes del transformador, las cuales pueden retener gran cantidad de agua, captada por la exposición de estos aislamientos a la atmosfera durante la construcción, instalación y mantenimiento del transformador. La segunda es el ingreso de humedad desde el exterior o desde la atmósfera cuando los aislamientos se exponen debido a los procesos de instalación o reparación; la tercera fuente es la humedad producida por la descomposición de los propios aislamientos y de su aceite. (*Sokolov & Koch, 2008*).

1.2 SECADO

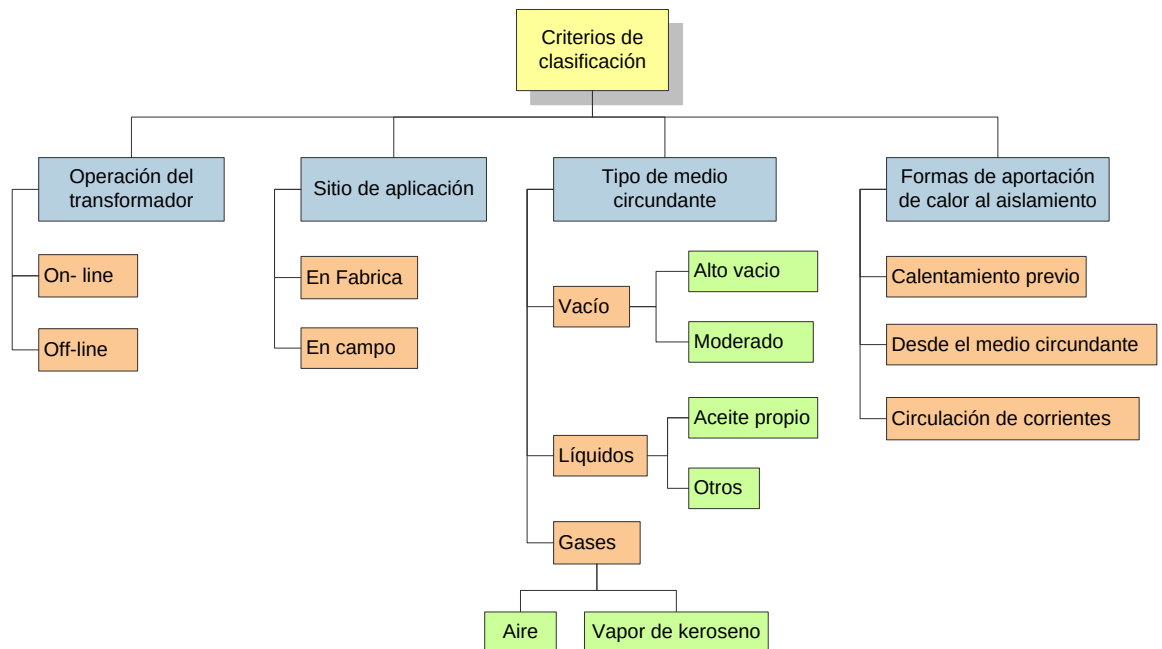
Los métodos de secado de los aislamientos sólidos celulósicos de los transformadores de potencia, se basan en crear un desequilibrio por vía térmica, química o mecánica (desequilibrio termodinámico), al generar gradientes de temperatura, concentración de humedad o presión de vapor de agua entre los aislamientos sólidos y su medio circundante. En cualquiera de los casos el sistema

aislamiento-medio circundante siempre trata de encontrar el equilibrio termodinámico forzando así la migración de humedad (Koestinger et al., 2004).

1.2.1 Criterios de clasificación de los métodos de secado

En la Figura 1 se pueden observar los criterios para clasificar los métodos de secado empleados en transformadores.

Figura 1: Esquema de los criterios de clasificación de los métodos de secado.



Fuente. Conferencia Humedad en Transformadores de Potencia. Diego García (2013).

Los métodos de secado de transformadores más comunes, que se aplican en campo y reportados en la literatura (Almendros-ibáñez et al., 2009), (Assem, 1981), (Baranowski, fecha desconocida), (Hedrich, 2009); son:

- Circulación de aceite
- Circulación de aire caliente
- Vacío fuerte con aplicación de calor
- Fase de vapor de keroseno
- Otros métodos alternativos

1.3 MIGRACIÓN DE HUMEDAD

Al someter un transformador de potencia a un proceso de secado, no existe un equilibrio termodinámico y en los aislamientos habrá transferencia de humedad desde el papel al medio en el que se encuentra rodeado (vacío, aceite, aire, etc.) y viceversa, hasta que se llegue de nuevo al equilibrio de las saturaciones relativas de los medios como se muestra en la ecuación (1).

$$RH_{aire} = \frac{p}{p_s} \cdot 100 = RS_{papel} = \frac{W}{W_{s_papel}} = RS_{oil} = \frac{W_{oil}}{W_{s_oil}} \quad (1)$$

Una vez existe un desequilibrio termodinámico, la humedad en el interior de los aislamientos celulósicos de un transformador, se mueve en forma gaseosa a través del entramado de poros, o en fase líquida bien sea por capilaridad a través de los poros intra e inter fibras, por flujo molecular o Knudsen y por difusión superficial en las paredes de las fibras (*Ramarao et al, 2003*).

La migración de humedad es un proceso complejo en el que se encuentran interrelacionados los fenómenos de transferencia térmica y transporte de masa. Es por esto que la adsorción y desorción de humedad se pueden modelar matemáticamente mediante las leyes de Fourier, para transferencia térmica, y las leyes de difusión de Fick en el caso del transporte de masa. Estos modelos de difusión para el análisis de la difusión de humedad en el interior de los aislamientos sólidos tienen utilidad práctica en diferentes aplicaciones como son el análisis de los procesos de secado de los aislamientos celulósicos, en la estimación del contenido de humedad de los aislamientos celulósicos de transformadores en servicio y la calibración de sensores para la monitorización de la humedad (*García, 2012*).

Las leyes de Fick, con las que se modelan matemáticamente los procesos de difusión de materia o de energía (*Colaboradores de Wikipedia, 2011*)., se basan en el hecho de que al existir diferencias de concentración de cualquier especie (sustancia o temperatura), el movimiento de la sustancia (humedad en nuestro caso), se llevará a cabo desde las regiones con mayor concentración hacia las regiones de menor concentración. A partir de lo anterior con el primer término de la serie de Taylor tenemos la primera Ley de Fick en la ecuación (2).

$$F = -D \cdot \nabla c \quad (2)$$

Donde:

F : Flujo de sustancia
 D : Coeficiente de Difusión
 c : Concentración local de humedad

Considerando la ley de conservación para la concentración de humedad y aplicando a esta el teorema de Stokes, se obtiene la siguiente igualdad:

$$\frac{\partial c}{\partial t} + \nabla \cdot F = 0 \quad (3)$$

Combinando las ecuaciones (2) y (3) se obtiene la segunda Ley de Fick o ecuación de difusión, en la cual, suponiendo que la difusión de humedad se produce en una sola dirección, por ejemplo en el sentido de la coordenada x , el movimiento de humedad dentro del sólido en sus dos fases (líquida y gaseosa), puede modelarse mediante las ecuaciones (4) y (5) respectivamente:

$$\frac{\partial c_w}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D_w \cdot \frac{\partial c_w}{\partial x} \right) - I \quad (4)$$

$$\frac{\partial c_v}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D_v \cdot \frac{\partial c_v}{\partial x} \right) + I \quad (5)$$

Donde:

- c_w : Concentración de humedad en forma líquida
- c_v : Concentración de humedad en forma de vapor
- D_w : Coeficiente de difusión de humedad en fase líquida
- D_v : Coeficiente de difusión de humedad en fase de vapor
- I : Cantidad de humedad que pasa de la fase líquida a la fase de vapor

Combinando las ecuaciones (4) y (5), eliminando el término I que hace referencia a la vaporización y considerando el agua de manera global (líquida y gaseosa), se obtiene la ecuación (6) o ecuación de difusión, en la cual el coeficiente D es el coeficiente efectivo de difusión de humedad, y c la concentración local de humedad.

$$\frac{\partial c}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D \cdot \frac{\partial c}{\partial x} \right) \quad (6)$$

Se puede considerar entonces, que el coeficiente de difusión efectivo es una combinación de un coeficiente de difusión de la humedad que se mueve en forma de vapor a través del entramado de espacios vacíos, y de otro que considera el movimiento del agua en forma líquida, la cual se mueve principalmente a través de las fibras. (Ramarao et al., 2003).

1.4 MODELO DE DIFUSIÓN POR MEF

El método de los elementos finitos (MEF), es una técnica general para encontrar soluciones numéricas de ecuaciones diferenciales e integrales cuyas bases teóricas se plantearon en la década de 1940.

El proceso de discretización del MEF reformula el problema dado por ecuaciones diferenciales como un problema de tipo variacional. En él, las ecuaciones se escriben en forma integral, de manera que resulten ecuaciones tratables mediante los métodos del álgebra lineal, sobre un espacio vectorial de dimensión infinita llamado espacio funcional.

La ventaja del método de los elementos finitos es que con éste es posible abordar problemas con geometría complicada, condiciones de frontera generales y también condiciones y propiedades no lineales de los materiales. Estas cualidades han repercutido en el desarrollo de un gran número de herramientas comerciales de simulación tanto de propósito general como específico basadas en el MEF. (García, 2012).

La ecuación de difusión de la ecuación (6) modela el movimiento de la humedad en el interior de los aislamientos de los transformadores y corresponde a una ecuación diferencial de segundo orden de tipo no lineal. Para resolver dicho modelo de difusión puede emplearse un método analítico que aproxime la solución, o bien emplear un método numérico como las diferencias finitas o los elementos finitos (Crank, 1979).

Este modelo de difusión tiene diversas aplicaciones, como por ejemplo en la planeación y el análisis del secado de un transformador, y puede incluir características como: el tipo de secado, el tiempo que va a requerir el secado, la temperatura a la que se va a exponer el transformador durante el secado, la concentración de humedad inicial y la concentración a la cual se quiere llegar.

1.4.1 Dirección del movimiento de la humedad

Como la altura de la parte activa del transformador es normalmente mayor que 1 m, mientras que por el aspecto constructivo de sus aislamientos el espesor es de solo unos milímetros, puede asumirse que la migración de humedad se da en sentido transversal, dejando claro que en sentido longitudinal, debido a los grandes gradientes de temperatura no habrá difusión desde el papel que está unido al conductor hasta el medio externo, como se muestra en la Figura 2.

Figura 2: Transformador con vista de sus aislamientos internos.

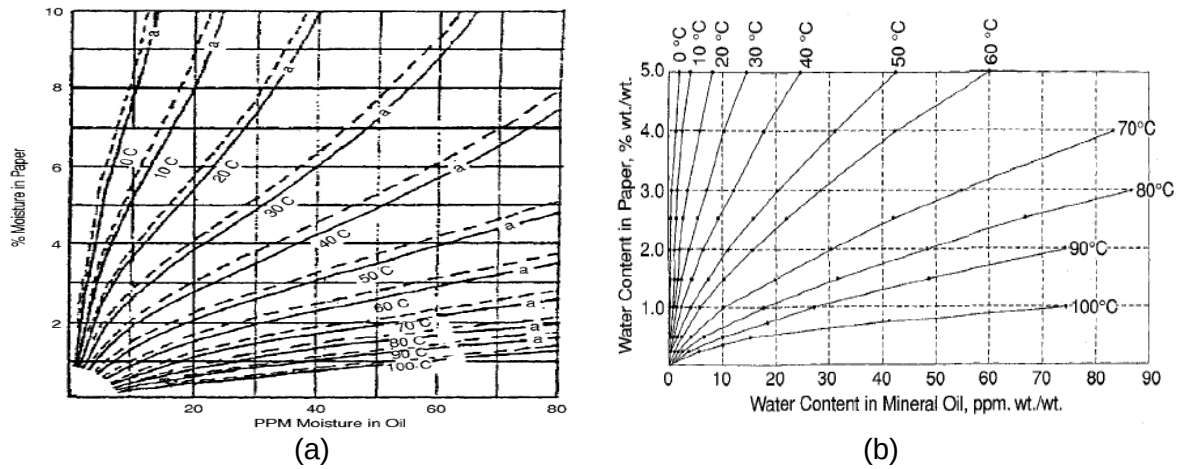


Fuente. Conferencia Humedad en Transformadores de Potencia. Diego García (2013).

Por ello, en el modelo de elementos finitos, el aislamiento celulósico puede representarse mediante una geometría unidimensional cuya longitud corresponde con su espesor. En cuanto a las propiedades físicas, el aislamiento es caracterizado por su coeficiente de difusión de humedad mediante una expresión dependiente de variables como la temperatura y la concentración local de humedad. Las entradas independientes al modelo son la temperatura del aislamiento y la concentración inicial de humedad del aislamiento. Las condiciones de frontera varían en función de distintas circunstancias como podrían ser el medio externo con el que hace contacto el aislamiento, la temperatura en la interfaz, la saturación relativa, etc. Por ejemplo, si se analiza la migración de humedad de un aislamiento celulósico en contacto con aceite circulando en su superficie, podría emplearse como condición de frontera la concentración de equilibrio determinada a partir de curvas de equilibrio como las mostradas en la Figura 3.

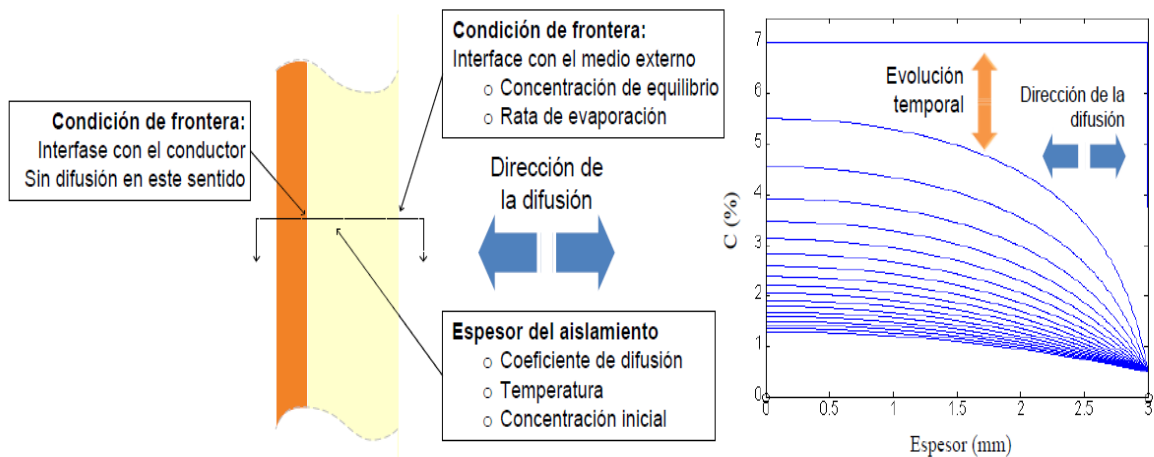
La salida del modelo MEF, es la evolución en el tiempo del perfil de concentración de humedad (concentración local a lo largo del espesor del aislamiento). En la se presenta el esquema general del modelo MEF para simulación de la migración de humedad, cuando el aislamiento tiene una de sus caras en contacto con los conductores u otras partes impermeables, y en consecuencia la dirección de la difusión de humedad es en un solo sentido. También puede evaluarse el caso de aislamientos que no están en contacto con conductores, en este caso la difusión de humedad tiene lugar a través de las dos fronteras (García, 2012).

Figura 3: Curvas de Equilibrio papel-aceite propuestas por Ommen (a) y por Griffin (b)



Fuente: Lombardo, Knudson, & Ozanich, R. (2009). Moisture equilibrium in transformer paper-oil systems. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=744585&isnumber=16080>

Figura 4: Esquema del modelo por elementos finitos para el análisis de la difusión de humedad en el aislamiento sólido.



Fuente. García Gómez, D. F. (2012). Determinación de coeficientes de difusión de humedad en papeles aislantes de transformador (Tesis Doctoral).

Para poder comparar los valores obtenidos por el modelo de secado MEF, con los obtenidos experimentalmente, se debe calcular la concentración media de humedad en cada instante, haciendo uso de la ecuación (7).

$$C_{m-est}(t) = \frac{1}{l} \int_{x=0}^{x=l} C_{est}(x,t) \quad (7)$$

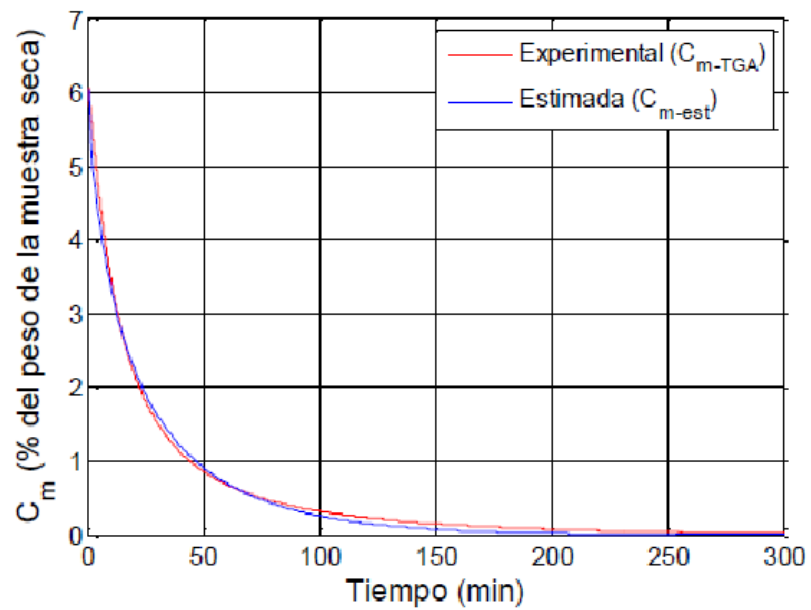
Donde:

- C_{m-est} : La concentración media estimada con MEF.
- C_{est} : Concentración estimada para cada instante de tiempo experimental.
- l : Espesor del aislamiento.

Las curvas de secado se obtienen teniendo en cuenta la concentración media estimada y el tiempo para cada una de esas ecuaciones como se tiene en la ecuación 7. Se tienen para distintos tipos de aceite, temperaturas y espesores de aislamiento entre otras que se darán a conocer más adelante.

En la Figura 5 se puede observar una curva de secado obtenida experimentalmente mediante un analizador termogravimétrico o TGA, bajo unas condiciones térmicas controladas y la curva estimada obtenida mediante el modelo de difusión MEF (García, 2012).

Figura 4: Curvas de secado experimental y estimado para una muestra de papel de 4 mm de espesor secada a una temperatura de 70 °C.



Fuente. García Gómez, D. F. (2012). Determinación de coeficientes de difusión de humedad en papeles aislantes de transformador (Tesis Doctoral)

2 IDENTIFICACIÓN DE FUNCIONES USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Una red neuronal artificial es un sistema de procesamiento de información que intenta emular el comportamiento con las redes neuronales biológicas. Las redes neuronales artificiales han sido desarrolladas como generalizaciones de modelos matemáticos del conocimiento humano o de la biología neuronal, con base en las siguientes consideraciones:

1. El procesamiento de información se hace en muchos elementos simples llamados neuronas.
2. Las señales son pasadas entre neuronas a través de enlaces de conexión.
3. Cada enlace de conexión tiene un peso asociado, el cual, en una red neuronal típica, multiplica la señal transmitida.
4. Cada neurona aplica una función de activación (usualmente no lineal) a las entradas de la red, para determinar su señal de salida.

En la *Tabla 1* se hace un recuento de la evolución de las redes neuronales a través del tiempo:

Tabla 1: Evolución de las Redes Neuronales Artificiales

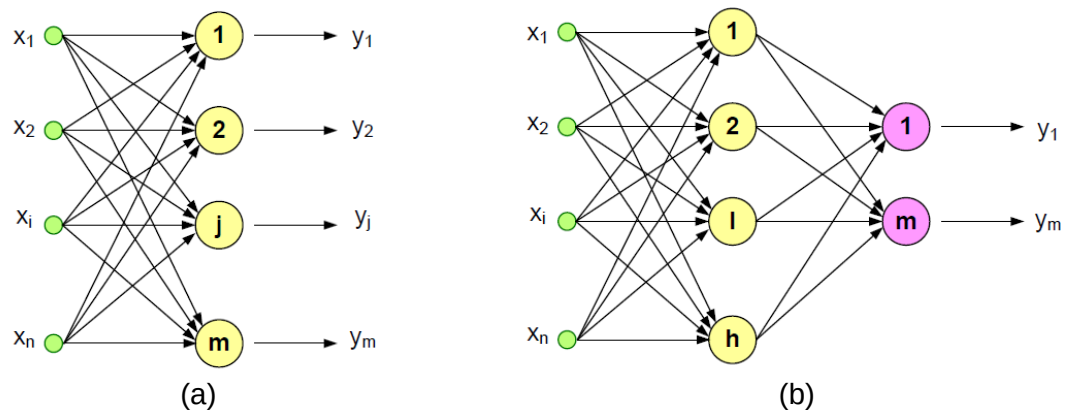
Concepto de Neurona	A finales del siglo XIX Santiago Ramón y Cajal logra describir los distintos tipos de neuronas y su comunicación (sinapsis).
Primeros Intentos	McCulloch Y Pitts (1943) desarrollan modelos neuronales para las funciones lógicas OR y AND.
Tecnología Emergente y Promisoria	En 1958 Rosenblatt desarrolla un modelo neuronal de dos niveles llamado Perceptrón. y en 1960 Widrow y Hoff diseñan ADALINE.
Frustración y desprestigio	En 1960 Minsky y Papert recalcaron las limitaciones del perceptron para sistemas multicapa; lo que generó una época de desinterés en redes neuronales
Innovación y resurgimiento	Aunque el interés era mínimo se desarrollaron métodos computacionales para identificar y clasificar patrones (Backpropagation) por Paul Werbos (1982).
Actualidad	Se empezaron a introducir cursos de redes en universidades por la aparición de libros y conferencias de las mismas. Las RNA se convierten en una herramienta poderosa para la solución de problemas.

Fuente. E. Caicedo, J. López. (2009). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*.

2.1 TOPOLOGÍA DE REDES

Las redes neuronales pueden ser de tipo mono capa, es decir, con un nivel de entrada y uno de salida o de procesamiento; o pueden ser del tipo multicapa, o sea que tienen un nivel de entrada, una o varias capas ocultas intermedias y una capa de salida. En la Figura 6 se ilustran las dos topologías de red neuronal.

Figura_6: Red Neuronal: (a) Monocapa, (b) Multicapa



Fuente. E. Caicedo, J. López. (2009). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*.

2.2 NIVELES Y ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

- **Entrada:** Es el conjunto de neuronal que recibe directamente la información proveniente desde el exterior.
- **Oculto:** Corresponde a un conjunto de neuronas internas a la red y no tiene contacto directo con el exterior. El numero de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. en general las neuronas de cada nivel comparten la misma información, por lo que se denominan Capas Ocultas.
- **Salida:** es el conjunto de neuronas que transfieren la información que la red ha procesado hacia el exterior.

2.3 CARACTERÍSTICAS

A continuación se nombran algunas de las características de las redes neuronales artificiales concernientes al trabajo:

2.3.1 Capacidad de aprendizaje

Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de un conjunto de ejemplos representativos que intentan modelar el problema a solucionar. Esta es una de las características más poderosas, ya que permite que la red neuronal se adapte a nuevas situaciones siempre y cuando exista la información necesaria para realizar el proceso de entrenamiento.

2.3.2 Capacidad de generalización

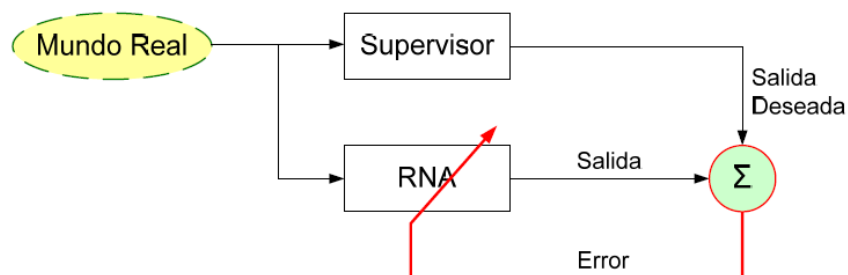
Cuando se usan las redes neuronales artificiales, se necesita que ellas sean capaces de extender su respuesta adecuada a eventos o datos que no han sido utilizados en la fase de aprendizaje; a esta característica se le denomina generalización. Esta propiedad de los humanos, permite extender el conocimiento adquirido bajo ciertas circunstancias a situaciones similares pero no exactas y también la tienen las redes neuronales, si los datos son representativos del problema.

2.3.3 Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado se caracteriza porque el proceso de entrenamiento es controlado por un agente externo llamado **supervisor o maestro**. Este supervisor opera como un “maestro” que guía el aprendizaje de la red y conoce las salidas correspondientes a las respectivas entradas.

Los datos de entrada se le presentan al supervisor y a la red neuronal simultáneamente y el supervisor propone la salida deseada para ser comparada con la salida de la red neuronal artificial. Para que la labor del supervisor sea exitosa se define en él, un error de entrenamiento como la diferencia entre la salida deseada o esperada y la salida que produce la red neuronal. En la Figura / se puede ver la representación del aprendizaje supervisado.

Figura 7: Aprendizaje Supervisado

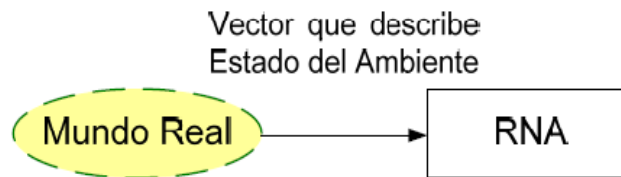


Fuente. E. Caicedo, J. López. (2009). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*.

2.3.4 Aprendizaje no supervisado

En este caso el vector de datos que describe el problema, se le presenta directamente a la red, pero ahora ya no hay un supervisor o maestro que guíe el aprendizaje. En este caso los pesos de la red se calculan en función de la caracterización que se haga, sobre la información que la entrada de la red neuronal artificial esté recibiendo, de acuerdo a un objetivo específico que permite obtener el conocimiento que se quiere representar con la red. El esquema de este tipo de aprendizaje se representa en la Figura 8.

Figura 8: Aprendizaje No Supervisado



Fuente. E. Caicedo, J. López. (2009). Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales.

2.4 RED NEURONAL PERCEPTRÓN MULTICAPA

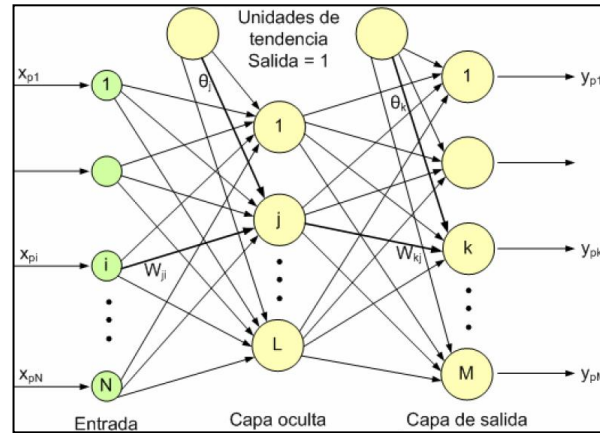
Para resolver el problema particular fue seleccionada la red perceptrón multicapa, ya que es una red muy potente para la identificación de sistemas de tipo caja negra.

En 1958 El Perceptron fue el primer modelo de RNA presentado a la comunidad científica por el psicólogo Frank Rosenblatt. Como es natural despertó un enorme interés en la década de los años setenta, debido a su capacidad para aprender a reconocer patrones sencillos con una superficie de separación lineal, es decir que la salida solo puede estar entre dos posibles valores. Por esta misma razón, la propuesta inicial del Perceptrón fue dejada en el olvido.

Más adelante P. Werbos (1974), desarrolla el perceptrón multicapa, el cual posee una estructura con al menos tres niveles uno de entrada, una capa oculta y uno de salida; su algoritmo de entrenamiento es el algoritmo de corrección de error o Backpropagation. La función de activación normalmente usada suele ser lineal o sigmoideal.

En la Figura 9 se puede observar la arquitectura de una red neuronal MLP (perceptrón multicapa).

Figura 9: Arquitectura General de una MLP



Fuente. E. Caicedo, J. López. (2009). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*.

2.4.1 Algoritmo Backpropagation

Planteado formalmente por Werbos. Es un algoritmo de aprendizaje supervisado, en donde, cuando se presenta una entrada a la red esta se mueve hasta obtener una salida; por lo tanto se puede calcular el error entre el valor deseado y el valor obtenido en la salida. De esta manera, con el backpropagation se pretende propagar el error desde la capa de salida, que es el único conocido, para estimar el error en las salidas de las capas ocultas, con el fin de modificar los pesos sinápticos de las neuronas de la capa oculta para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes o lo que es lo mismo, para hacer que la red converja hacia un estado que permita clasificar correctamente todos los patrones de entrenamiento.

En forma conceptual se aplica el algoritmo de la siguiente manera:

- Seleccionamos un conjunto de patrones claramente representativos del problema a solucionar, con los cuales vamos a entrenar la red. Dependiendo de la calidad de los datos utilizados, será la calidad del aprendizaje de la red
- Aplicamos un vector de entrada de la red y calculamos la salida de las neuronas ocultas; propagamos estos valores hasta calcular la salida final de la red.
- Calculamos el error entre el valor deseado y la salida de la red.
- Estimamos el error en la capa oculta con base en el error en la capa de salida.
- Modificamos pesos en la capa de salida y en las capas ocultas.

- Verificamos condición de parada del algoritmo ya sea porque se llega al error deseado o al número máximo de iteraciones (*Caicedo & López, 2009*).

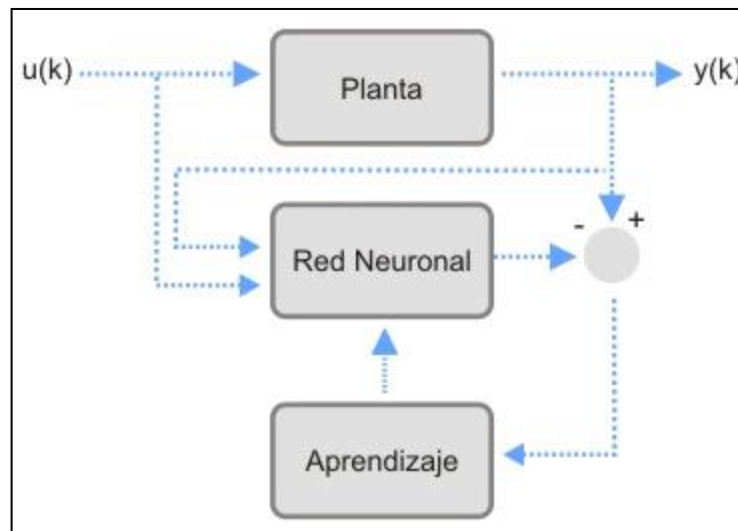
2.4.2 Teorema de aproximación universal de funciones

Otra de las particularidades de las redes neuronales artificiales, en concreto de la red MLP, es la de ser una aproximadora de funciones por excelencia, y se explica a continuación.

El teorema de aproximación universal dice que las redes neuronales son adecuadas para el aprendizaje de funciones. La identificación de un sistema dinámico se puede entender como el proceso de encontrar una función que modele el comportamiento del sistema a identificar, por lo que la aplicabilidad de las redes neuronales a la identificación de sistemas es inmediata.

La red neuronal como entrada recibe valores pasados de la salida y de la entrada de la planta a identificar y con esta información estima la salida actual de dicha planta. Como el valor de la salida de la planta es conocido, es posible calcular el error que se tiene entre la salida real y la salida estimada por la red neuronal. Este error es la guía para que el algoritmo de aprendizaje modifique los pesos de la red neuronal con el objetivo de minimizar dicho error, por lo tanto, lograr que la salida estimada por la red neuronal sea la más parecida posible a la salida real, como se muestra en la Figura 10.

Figura 10: Esquema de aprendizaje de Funciones para Red Neuronal



E. Caicedo, J. López, M. Acosta. (2009). Control Inteligente.

2.4.2.1 Notación del Teorema

Sea $\varphi(\cdot)$ una función no constante, continua, limitada y monótonamente creciente. Sea $\ln$ un hipervínculo unitario n -dimensional $[0,1]^n$. El espacio de funciones continuas en $\ln$ es denotado por $C(\ln)$. Entonces dada una función $f \in C(\ln)$ y $\varepsilon > 0$ existe un entero M y un conjunto de constantes reales α_i , θ_i y w_{ij} $i=1, \dots, M$ y $j=1, \dots, p$ tal que se puede definir la ecuación (8):

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \varphi \left(\sum_{j=1}^p w_{ij} x_j - \theta_i \right) \quad (8)$$

Como una realización aproximada de la función $f(\cdot)$; tal que:

$$F(x_1, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_n) < \varepsilon \text{ Para todo } (x_1, \dots, x_n) \in (\ln)$$

Para dar claridad a las expresiones presentadas con anterioridad vamos a ver cuál es el significado de cada uno de los términos que aparecen en las mismas:

$F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ Salida generada por la red neuronal

$f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ Valor de la función a aproximar

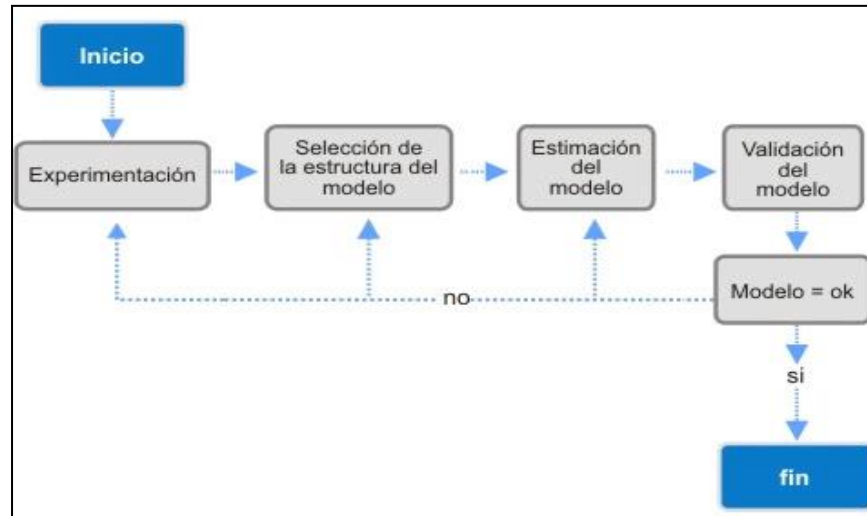
Teniendo la notación clara, lo que básicamente nos dice el teorema de aproximación universal es que es posible encontrar los parámetros (pesos, numero de neuronas) que definen una red neuronal de dos capas de tal manera que la salida generada por la red neuronal (F) se aproxime al valor de la función a aproximar (f) con un error máximo deseado definido por el parámetro ε .

En otras palabras el error entre f y F lo podemos hacer tan pequeño como se desee, siempre y cuando se cuente con la cantidad de neuronas y los pesos adecuados para esta labor.

2.4.3 Identificación de sistemas con MLP

La Identificación de sistemas es una metodología general que describe a un conjunto de herramientas matemáticas y algoritmos que nos permiten construir modelos de sistemas dinámicos a partir de un conjunto de datos de entrada y salida del sistema. En la Figura 11 se puede observar el modelo general para realizar una identificación.

Figura 11: Modelo General para realizar una Identificación.



E. Caicedo, J. López, M. Acosta. (2009). Control Inteligente.

Cuando se intenta identificar un modelo de un sistema dinámico es práctica común realizar el procedimiento general descrito en la Figura 10. Naturalmente, el conocimiento físico de la planta y el uso pretendido del modelo influenciarán todas las etapas del procedimiento. Para comprender mejor estas etapas, se discute su implementación.

La primera etapa corresponde al desarrollo de un experimento para tomar datos de entrada y salida que describan de una manera adecuada el comportamiento del sistema sobre su rango completo de operación. Con esto en mente, se deben variar las entradas del sistema y observar el impacto sobre las salidas. Si el sistema es inestable o contiene algunas dinámicas ligeramente amortiguadas puede llegar a ser necesario realizar el experimento en lazo cerrado. Algunas consideraciones a tomar en cuenta en esta etapa son la selección correcta de una frecuencia de muestreo, el diseño de una señal adecuada de entrada y el pre-procesamiento de los datos, entre los cuales se pueden incluir pruebas de no linealidad y la eliminación de disturbios, ruido y otros efectos indeseados de los datos.

La segunda etapa corresponde a la selección de la estructura del modelo. Esta etapa presenta dos consideraciones importantes: la primera es la selección de una familia de estructuras que sea apropiada para describir el sistema. Algunas familias son los modelos lineales, las redes neuronales, entre otros. La segunda consideración corresponde a seleccionar la estructura particular del modelo.

La tercera etapa corresponde a la estimación del modelo, donde a partir de un algoritmo de entrenamiento, se modifican los parámetros de su estructura, tratando de obtener aquel que provea la mejor predicción de un paso en términos

del menor error cuadrado entre las salidas y las predicciones generadas por el modelo.

La última etapa corresponde a la validación del modelo, que se realiza al evaluar si el modelo cumple o no los requerimientos especificados. La validación está fuertemente relacionada con el uso que se le dará al modelo.

Finalmente si el modelo no ha cumplido los requerimientos establecidos, se requiere hacer modificaciones que van desde el reentrenamiento del modelo, hasta la realización de un nuevo experimento en el peor de los casos.

Las redes neuronales al no ser lineales permiten construir modelos de caja negra que permitan describir la dinámica de un sistema a partir de los estímulos de entrada y los eventos anteriores de las salidas. A continuación se explicarán los tipos de modelos existentes, con el fin de llegar al modelo de caja negra y su importancia.

2.4.4 Tipos de Modelos

2.4.4.1 Modelos de Caja Blanca

Son modelos basados en el conocimiento de las leyes y de los parámetros que posee determinado sistema; por consiguiente, su representación es una expresión matemática, normalmente concisa, sencilla y fácil de aplicar. Como ejemplo podemos citar los circuitos eléctricos.

2.4.4.2 Modelos de Caja Negra

En aquellos sistemas en donde la relación entre los diferentes componentes es muy compleja y establecer unas relaciones concretas entre ellos puede ser muy complicado, podemos obtener un modelo partiendo de las lecturas de los datos de entrada y de salida del sistema. El tipo de modelo obtenido de estos datos se conoce como modelo de caja negra, pues no existe una interpretación del modelo obtenido. En este caso no se dispone de un modelo a priori del sistema y los modelos generados por los algoritmos de identificación de sistemas son de este tipo.

2.4.5 Modelos de Caja Gris

Son modelos que están en un punto intermedio entre los dos ya citados. En este caso, aunque las peculiaridades del comportamiento del sistema no se conocen completamente, existe un cierto modelo a priori que describe su comportamiento, pero en él hay un grupo de parámetros libres desconocidos, los cuales podemos estimar usando técnicas de búsqueda, como los algoritmos genéticos (*Caicedo et al., 2009*).

De lo anterior se puede concluir que usando redes neuronales dinámicas se pueden construir un modelo de tipo caja negra, que en este caso se quiere utilizar para hallar la evolución de la desorción de humedad en el aislamiento (Curvas de Secado), ya que se conocen las entradas del modelo y las salidas que se desean obtener, pero desconocemos el comportamiento interno o las relaciones físicas que describen el modelo

.

3 MODELADO DE CURVAS DE SECADO DE AISLAMIENTOS CELULÓSICOS EN TRANSFORMADORES DE POTENCIA USANDO RNA

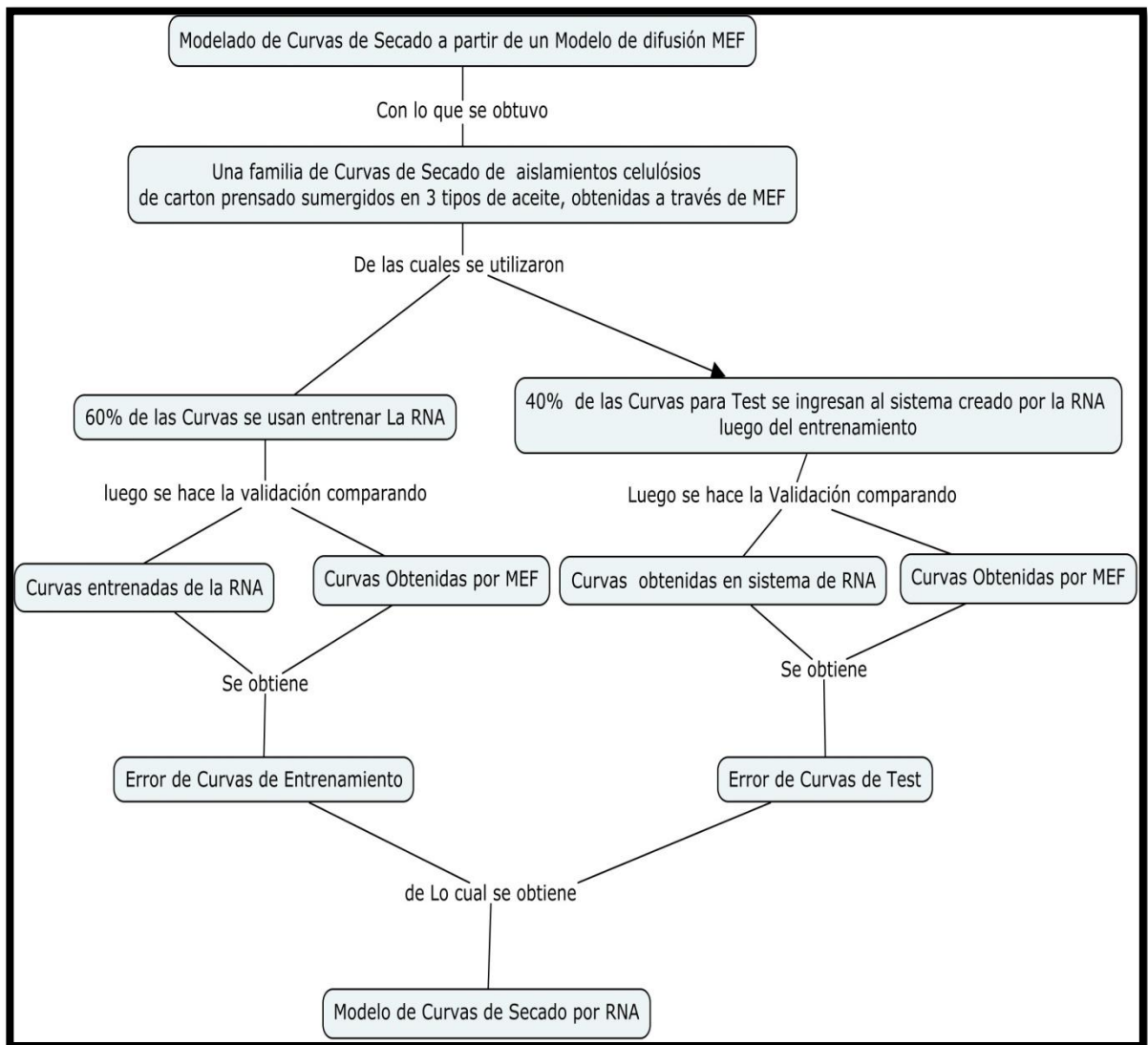
Como se mencionó anteriormente, obtener la curva de secado del aislamiento de un transformador es complejo, debido a que se necesita tener un software especializado de MEF y saber manejar los parámetros del modelo. Lo anterior motivó a cambiar este software por una aplicación más fácil de usar, la cual fue desarrollada usando el toolbox de redes neuronales de MATLAB. Esta aplicación permitirá que quien se encargue de realizar secados a transformadores de potencia, tenga una herramienta que ayude a planificar de mejor forma el proceso de secado, de tal forma que se logre disminución de los costos asociados al secado, ya que con precisión adecuada se conocerá la concentración de humedad a la que llegará el aislamiento celulósico del mismo en un tiempo determinado.

Al usar la red neuronal como aproximadora universal de funciones, ella encontrará una función que modele el comportamiento del conjunto de curvas de secado que son continuas y monótonas, lo que va a facilitar su entrenamiento. De esta manera, cuando sean introducidos nuevos datos, se podrá estimar la curva de secado asociada a los datos, dando paso, entonces a un modelado de curvas de secado usando RNA.

3.1 METODOLOGÍA PARA LA OBTENCIÓN DEL MODELO USANDO RNA.

En la Figura 12, se muestra un esquema general de los pasos a realizar para generar el modelo con el cual obtener las curvas de secado de aislamientos celulósicos impregnados de diferentes líquidos dieléctricos, usando redes neuronales artificiales.

Figura 12: Flujograma de la metodología seguida en la obtención del modelo de curvas de secado con RNA.



3.2 RECONOCIMIENTO DE DATOS.

Para la realización del modelo RNA se dispusieron de 4500 curvas de secado facilitadas por la Universidad Carlos III de Madrid, obtenidas a partir del modelo MEF de difusión de humedad de aislamientos celulósicos de transformadores de potencia implementado en el software COMSOL. Esto, para aislamientos celulósicos inmersos en tres distintos tipos de líquido dieléctrico empleado en el proceso de secado, a saber: aceite mineral Nynas Nitro Taurus™, éster de origen

vegetal Biotemp™ y éster de origen vegetal Bioelectra™. El número de curvas para cada tipo de aislamiento fueron:

- Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra. 1500 curvas.
- Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp. 1500 curvas,
- Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral. 1500 curvas.

Cada curva representa el secado de aislamientos celulósicos de transformadores de potencia por el método de circulación de aceite caliente.

La duración del secado simulado en cada caso fue de 2402 horas, con el fin de asegurarse de que el contenido de humedad final en el aislamiento celulósico alcanzase la concentración de humedad de equilibrio.

Una vez definido el líquido en el que está sumergido el aislamiento celulósico, las otras entradas del modelo de difusión MEF, se generaron de manera aleatoria, es decir variando estas entradas en distintos valores sin ningún tipo de orden, pero dentro de los límites de cada una de las variables. Estas entradas fueron: la concentración inicial de humedad en el aislamiento celulósico, el espesor del aislamiento celulósico, la temperatura de circulación del aceite, la humedad del aceite durante el secado y la concentración de equilibrio o concentración final de humedad en el aislamiento celulósico para estas condiciones del proceso de secado.

Como resultado, el modelo MEF entrega para cada hora del secado, el valor de concentración media de humedad en el aislamiento celulósico.

3.3 ENTRADAS

Como se mencionó anteriormente, la salida del modelo MEF es la curva de secado, el cual es un vector de concentración media vs Tiempo ($C_m_vs_t$) que muestra la evolución en el tiempo de la desorción de humedad del aislamiento celulósico.

Cada una de las curvas de secado posee 5 parámetros de entrada que son:

- Concentración inicial de humedad (C_o): Es la cantidad de agua al comienzo del secado presente en el aislamiento celulósico, expresada en porcentaje respecto del peso del aislamiento seco ($\text{kg H}_2\text{O/kg}$ papel seco). Está en un rango de 2 al 10%
- Temperatura del Aceite (T_{aceite}): Es la temperatura en la cual estuvo el aceite durante el proceso de secado. Expresado en grados Celsius.(°C). Esta en un rango de 40 a 80°C.

- Contenido de humedad del aceite (Ppm_oil): Es la cantidad de agua disuelta en el aceite (mg de H₂O/kg de aceite). Su rango es de 5 a 30 ppm
- Espesor del Aislamiento (Lmm): es el espesor en milímetros del aislamiento celulósico. Está en un rango de 0.5 a 2mm
- Concentración de equilibrio (Ce): concentración de humedad del papel para unas determinadas ppm y una temperatura que permanece durante un tiempo suficiente para alcanzar un equilibrio entre las concentraciones relativas del papel y el aceite. (kg H₂O/kg papel seco). Su rango está de 0.1 a 1%.

3.4 ENTRENAMIENTO

La red neuronal MLP consta de 3 capas: una de entrada, una capa oculta y una de salida. La capa de entrada posee 5 unidades, que se explican en el numeral 3.4.1. La capa de salida solo cuenta con una unidad la cual es la curva de secado o el vector de concentración media en el tiempo que debe estar asociado a los valores que se presenten en la entrada. Por último la capa oculta cuenta con un número aleatorio de neuronas, que se escoge en un método de ensayo y error hasta conseguir un error bajo y un tiempo de entrenamiento aceptable, con el fin de no llegar a un sobre-entrenamiento en el cual la red neuronal será incapaz de generalizar.

Se desarrollaron 3 redes neuronales MLP, una para cada tipo de aceite empleado. Para entrenar la red se usó el toolbox de redes neuronales de la herramienta computacional MATLAB. El aprendizaje escogido para la red neuronal fue del tipo supervisado, ya que se conocen las salidas que se quieren obtener de la red neuronal, que son las curvas de secado. Se utilizó una función de activación tangente sigmoideal usada en redes multicapa, que restringe las salidas entre -1 y 1 y tiene un comportamiento parecido a las neuronas reales; además de un algoritmo backpropagation tipo Levenberg-Marquardt, el cual normalmente demanda más memoria de procesamiento que otros métodos, pero aun así, es uno de los más rápidos.

Para el entrenamiento se utilizó un 60% de las curvas de secado (900 curvas de secado para cada tipo de aceite). El 40% de las curvas restantes (600 curvas de secado para cada tipo de aceite) se utilizaron en la validación.

Inicialmente se presenta el vector de entradas a la red neuronal, los cuales son: concentración Inicial (Co), temperatura del aceite (T_aceite), contenido de humedad en el aceite (Ppm_oil), el espesor del aislamiento (Lmm) y el vector de concentración media en el tiempo para cada una de las curvas, con el objetivo de que la red asocie las entradas mencionadas con el vector de concentración media. Estos parámetros de entrada se presentan con un retraso y la salida se presenta como el

como el vector de concentración media en el tiempo actual, siguiendo con el modelo modelo NARX para sistemas dinámicos, como se muestra en la

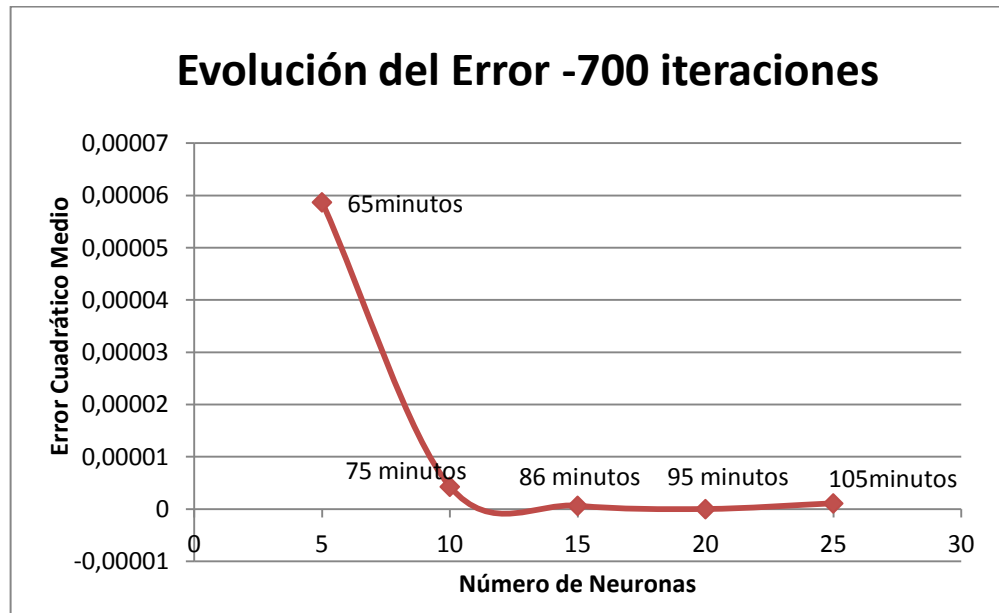
Figura 15.

Un vector de 2402 datos para cada curva de secado es muy extenso, además la diferencia de concentración de humedad entre datos de horas consecutivas no era significativa, por tanto, para disminuir los tiempos de entrenamiento, se decidió redimensionar el vector de concentración media tomando datos cada cuatro horas, es decir que para el entrenamiento se utilizaron curvas de secado de 600 datos de concentración media.

3.4.1 Neuronas en la capa Oculta

Para escoger el número indicado de neuronas en la capa oculta de la red, con el fin de evitar el sobre-entrenamiento y obtener un error cuadrático medio adecuado a los requerimientos del problema, inicialmente se empezó a trabajar en la red del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra, con un número de 15 neuronas en la capa oculta y se encontró que la red requería 7000 iteraciones en el entrenamiento; entonces se tomó el 10% de estas iteraciones es decir 700 iteraciones, como un parámetro fijo y se empezó a entrenar la red neuronal empezando con 5 neuronas en la capa oculta y aumentando de 5 en 5 cada vez; encontrando el error cuadrático medio y el tiempo que duró el entrenamiento. En la Figura 13 se muestran los resultados obtenidos.

Figura 13: Evolución del Error de Entrenamiento

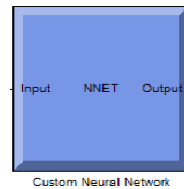


De lo anterior se pudo concluir que el número adecuado de neuronas para realizar el entrenamiento para los aislamientos de cartón impregnados con los 3 tipos de aceite es 15 ya que con este número de neuronas se tuvo un error aceptable y el tiempo de entrenamiento es adecuado.

3.5 EXPORTACIÓN DE LA RED NEURONAL AL SIMULINK

Con la instrucción *gensim* de matlab se exportaron las 3 redes neuronales como un bloque al simulink, que podremos utilizar para validar la red neuronal tanto en simulación pura como en predicción de un paso que se explicará más adelante. En la Figura 14, se puede observar el bloque de simulink que se crea finalizado el entrenamiento.

Figura 14: Bloque del Simulink



3.5.1 Predicción de un paso

Si una de la red es realimentada con la salida deseada, la cual es conocida, y en este caso es un vector de concentración media, se tendrá predicción de un paso y sirve para determinar como la red es capaz de seguir la salida deseada. En la Figura 15 se puede observar el modelo de Simulink para realizar la “*Predicción de un paso*”.

3.5.2 Simulación Pura

Para determinar la robustez de la red neuronal se construye un esquema dinámico con realimentación, es decir que conectamos la salida de la red (Output) como una de las entradas de la misma (Input) y a esto se le llama “*Simulación pura*” (ver Figura 16).

Figura 15: Modelo de Simulink para realizar la “Predicción de un paso” de la RNA.

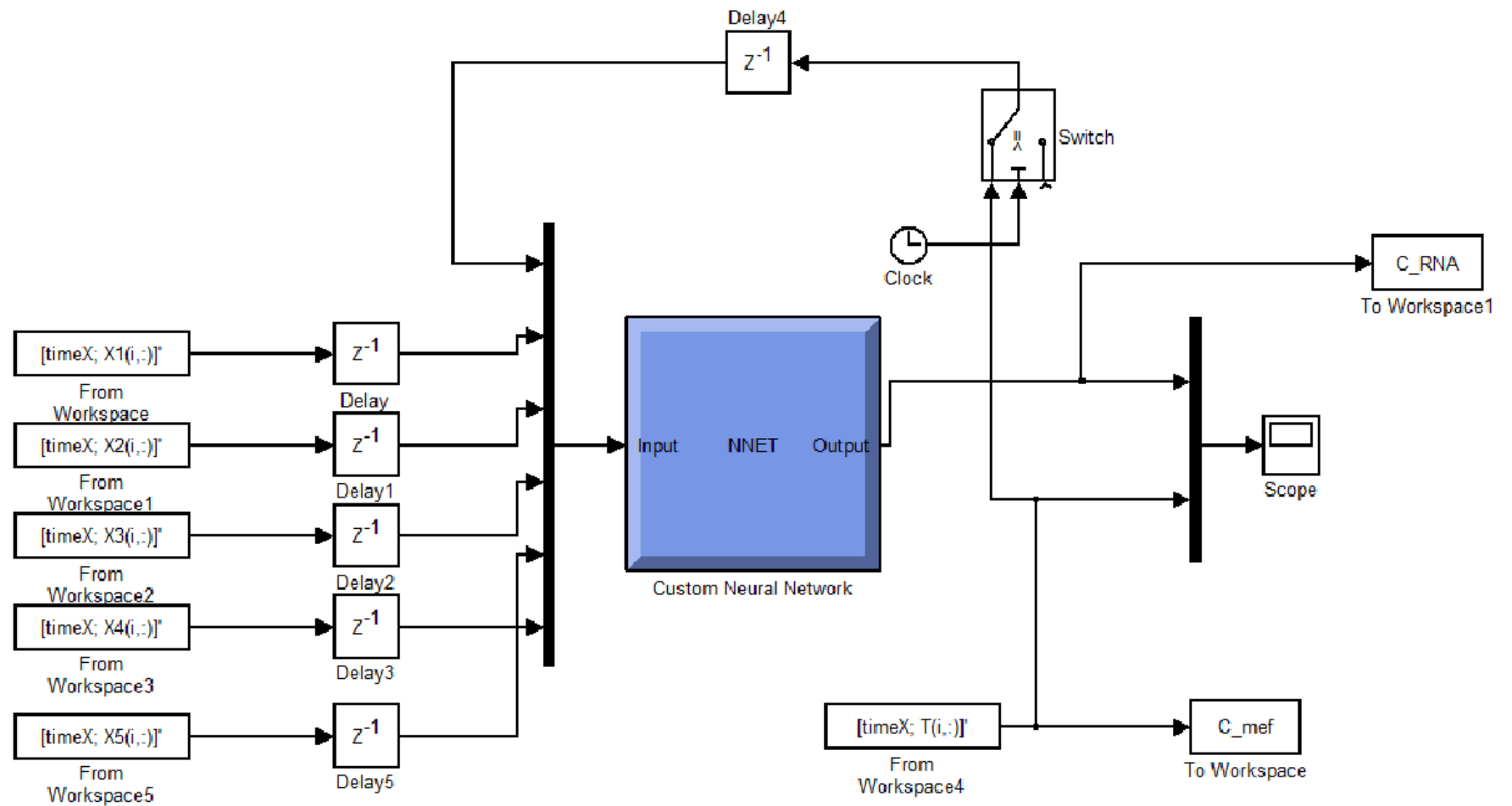
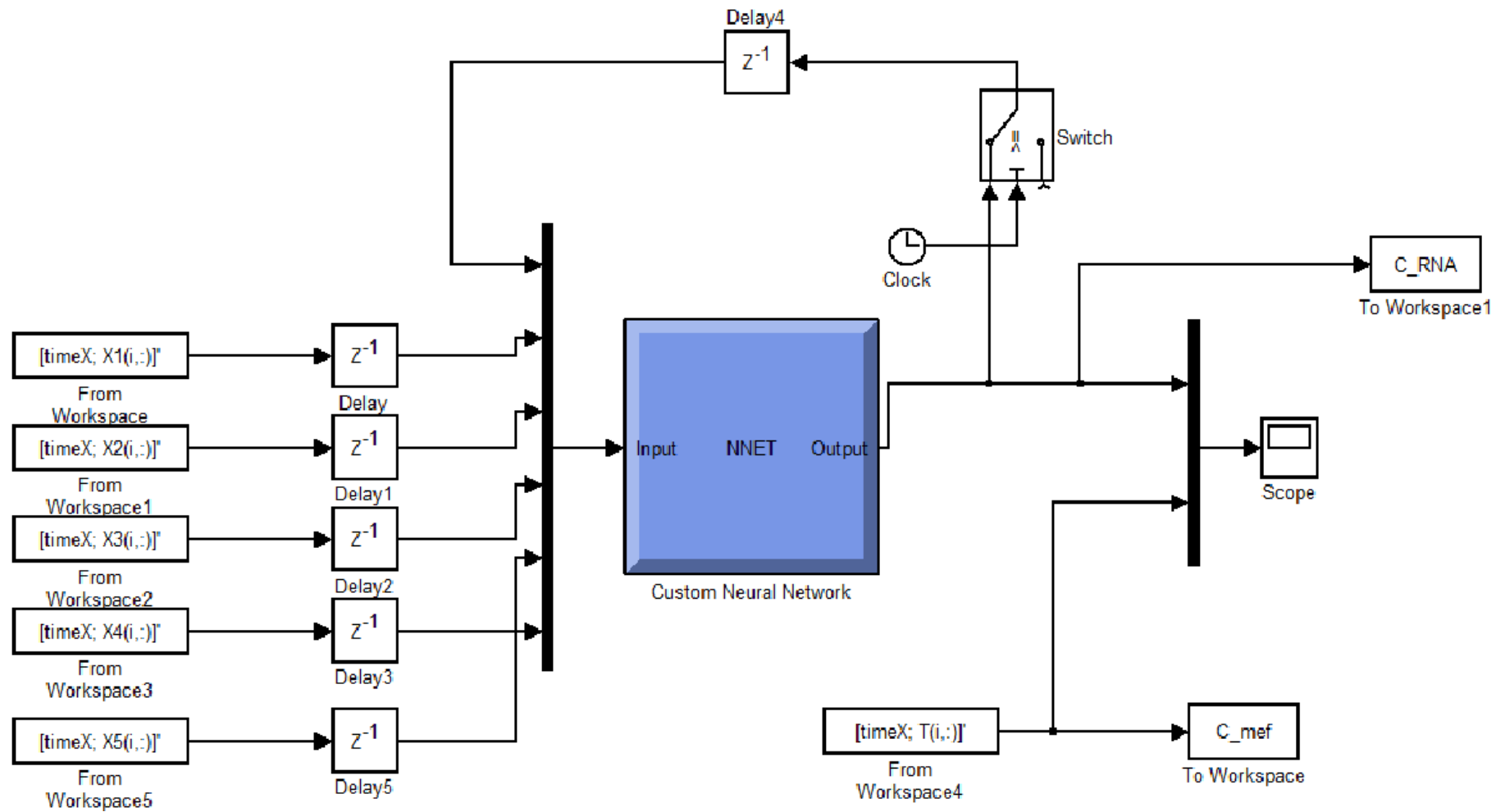


Figura 16: Modelo de Simulink para realizar la “Simulación pura” de la RNA



4 PRUEBAS Y RESULTADOS

Para demostrar la validez del trabajo realizado con el modelo para estimación de curvas de secado usando RNA, se realizará el proceso de validación mostrado en la Figura 12, para:

- Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra
- Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.
- Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral.

4.1 VALIDACIÓN USANDO CURVAS DE SECADO UTILIZADAS EN EL ENTRENAMIENTO

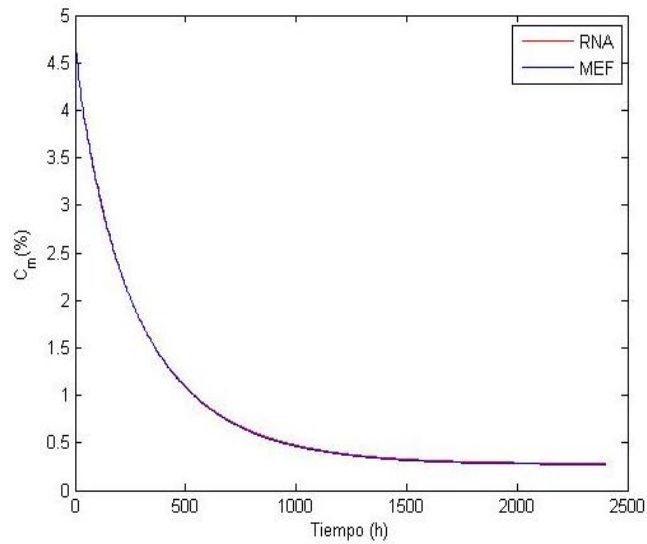
En la validación de las 3 redes neuronales realizadas se utilizaron los datos de entrada donde: X1 es la concentración de equilibrio, X2 es el espesor del aislamiento, X3 es la temperatura del aceite, X4 es el contenido de humedad del aceite y X5 es la concentración inicial de humedad del aislamiento celulósico, y la otra entrada es la salida de la red neuronal entrenada, como se observa en la Figura 15, en predicción de un paso. Se utilizó un retraso para todas las entradas, debido a que de la red neuronal MLP es dinámica y necesita los valores anteriores en sus entradas o salidas.

4.1.1 Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra

En la Figura 17 se puede observar la salida de la red neuronal del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra (en color rojo) y la salida deseada del modelo MEF (en azul), para la curva 401.

De acuerdo con los resultados obtenidos por la red neuronal como el presentado en la Figura 17 se puede observar como el entrenamiento para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra, se hizo correctamente ya que las curvas de secado de la red y del modelo MEF concuerdan.

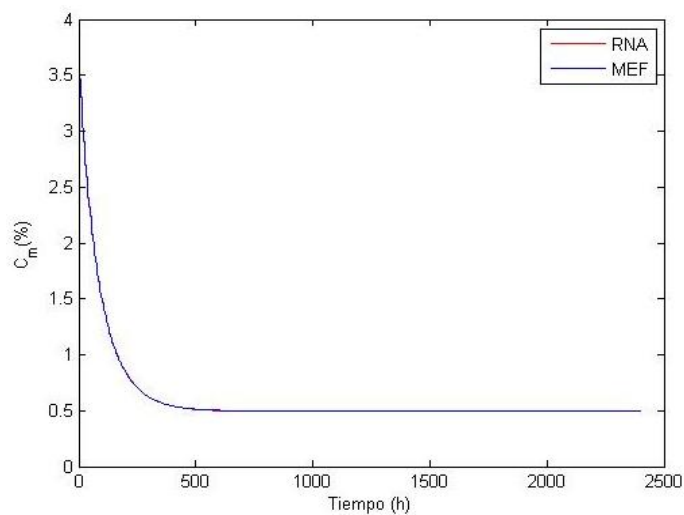
Figura 17: Curva de Secado 401 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra usada en Entrenamiento con 3,5 mm de espesor secada a una temperatura de 68 °C.



4.1.2 Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp

En la Figura 18 se puede observar la salida de la red neuronal del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp y la salida deseada del modelo MEF, para la curva 111.

Figura 18: Curva de Secado 111 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp usada en Entrenamiento con 1,5 mm de espesor secada a una temperatura de 67 °C.

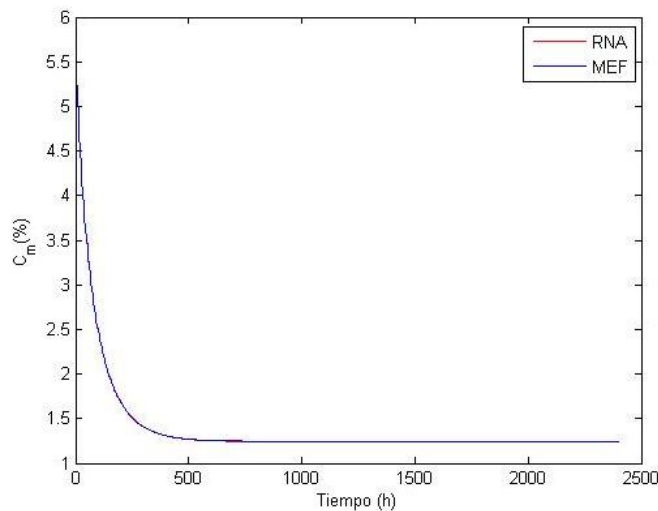


De acuerdo a los resultados obtenidos por la red neuronal como el presentado en la Figura 18 se puede observar como el entrenamiento para aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp, se hizo correctamente ya que las curvas de secado de la red y del modelo MEF concuerdan.

4.1.3 Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite mineral

En la Figura 19 se puede observar la salida de la red neuronal aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral y la salida deseada del modelo MEF para la curva 89.

Figura 19: Curva de Secado 89 de aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral usada en Entrenamiento con 0,5 mm de espesor secada a una temperatura de 75°C.



Al igual que en los dos casos anteriores la Figura 19 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral evidencia, a partir de la correspondencia entre las dos curvas, que el entrenamiento se realizó correctamente.

4.2 VALIDACIÓN USANDO CURVAS DE SECADO NO UTILIZADAS PARA EL ENTRENAMIENTO

En la validación de las 3 redes neuronales realizadas se utilizaron los datos de entrada donde: X1 es la concentración de equilibrio, X2 es el espesor del aislamiento, X3 es la temperatura del aceite, X4 son las partes por millón de aceite

y X5 es la concentración inicial, y la otra entrada es la salida de la red neuronal entrenada como se observa en la Figura 15, en predicción de un paso, con el fin de aprovechar la salida de la red neuronal, como una entrada adicional para el mejoramiento de la validación. Se utilizó un retraso para todas las entradas, debido a que de esa misma forma se hizo durante el entrenamiento.

Para las 3 redes neuronales se utilizaron las curvas 901 hasta 1500, para el proceso de validación de curvas nuevas o no usadas durante el entrenamiento. La ventaja que se dio en este caso es que ya se conocía la salida del modelo MEF, para estas curvas, lo que ayudó a realizar un interesante análisis de los resultados

4.2.1 Resumen de Resultados de Validación para las Curvas del Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra, Biotemp y Mineral

En la Figura 20 se puede observar la salida de la red neuronal del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra y la salida deseada del modelo MEF correspondiente a curva la curva 1481. En la Figura 21 se presenta una ampliación de las dos curvas.

Figura 20: Curva de Secado 1481 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 62 °C.

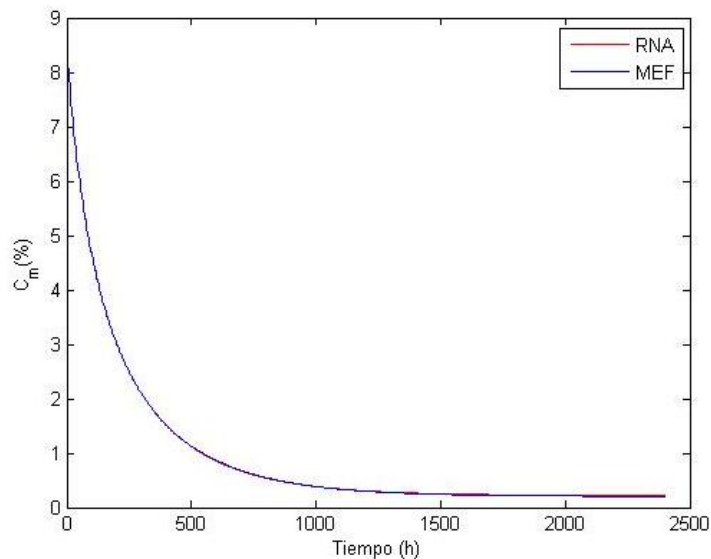
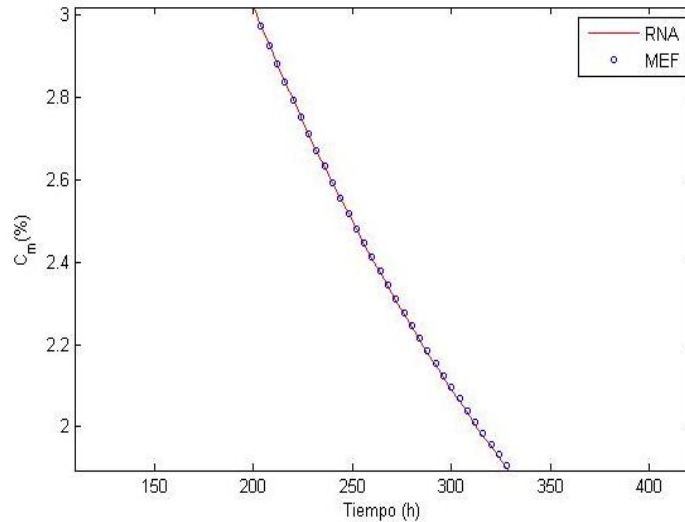


Figura 21: Ampliación de Curva de Secado 1481 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 62 °C.



En la Figura 22, se puede observar la salida de la red neuronal del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp y la salida deseada del modelo MEF para la curva 1345. En la Figura 23 se presenta una ampliación de las dos curvas.

Figura 22: Curva de Secado 1345 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 46 °C.

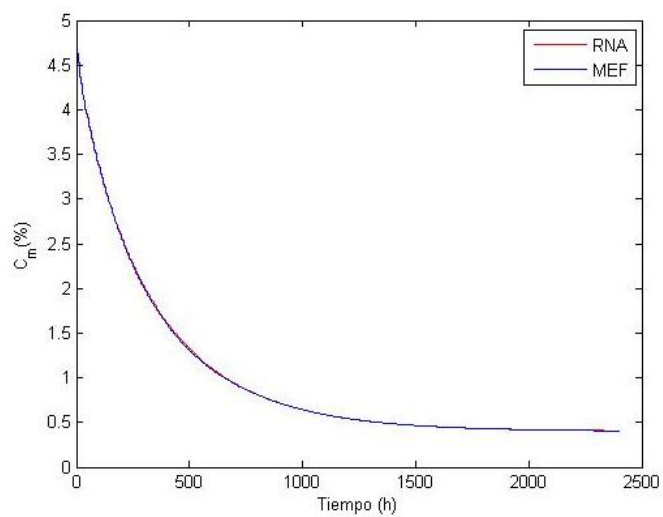
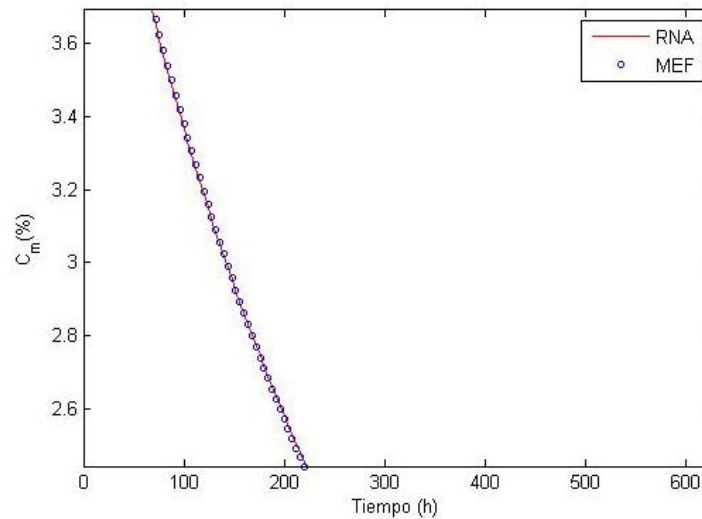


Figura 23: Ampliación de Curva de Secado 1345 del aislamiento de papel o cartón sumergido en aceite Biotemp no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 46 °C.



En la Figura 24 se puede observar la salida de la red neuronal del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral en color rojo y la salida deseada (MEF) para la curva 1144. En la Figura 25 se presenta una ampliación de las dos curvas.

Figura 24: Curva de Secado 1144 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 43 °C.

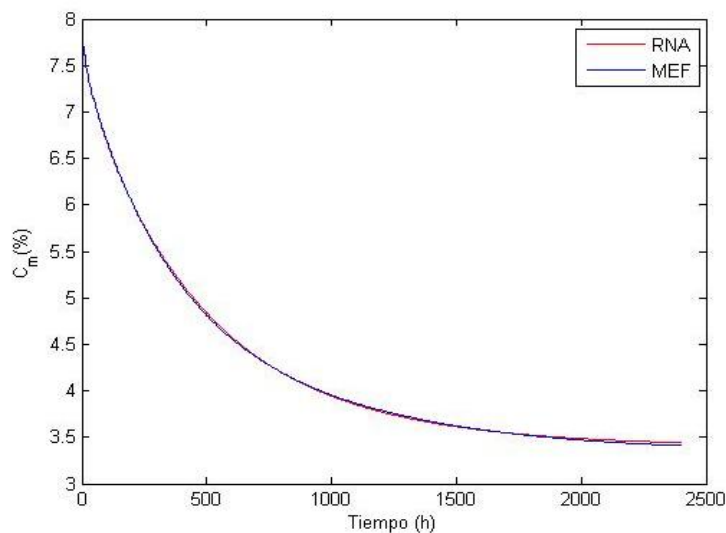
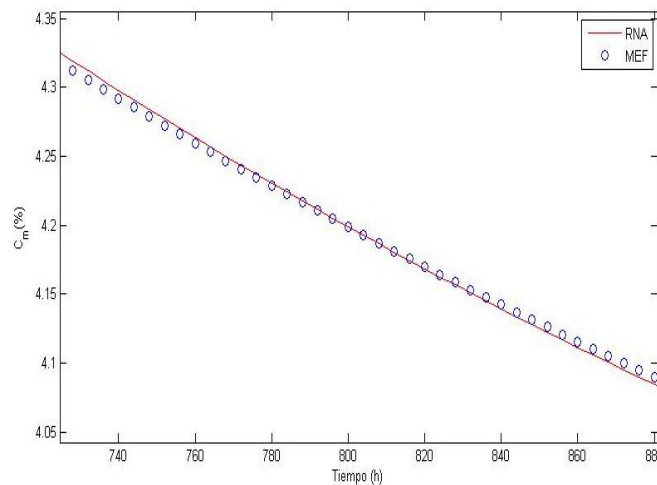


Figura 25: Ampliación de Curva de Secado 1144 del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral no usada en Entrenamiento (Nueva) con 3 mm de espesor secada a una temperatura de 43 °C.



De las Figuras 20 , 21, 22, 23, 24, 25 se puede observar que el entrenamiento de la red para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra, Biotemp y Mineral fue generalizado, ya que al incluir datos de entrada con los cuales no fue entrenada la red se obtiene una respuesta, que es muy cercana a lo esperado. Lo cual demuestra la robustez y la eficacia del método usado.

4.3 ANÁLISIS DEL ERROR

4.3.1 Error cuadrático medio (RMSE)

Para analizar los resultados obtenidos en la validación de las tres redes neuronales, se hizo un análisis estadístico de los datos obtenidos durante la validación obteniendo inicialmente el error cuadrático medio (RMSE), que indica la desviación estándar de las diferencias entre los datos del modelo MEF y los datos obtenidos mediante la red neuronal para las curvas de validación (curvas no usadas en el entrenamiento) y muestra la precisión de las redes neuronales implementadas. En la ecuación 8 se puede observar la formula usada de RMSE para los 3 tipos de aceite.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (C_{mef} - C_{Rna})^2} \quad (8)$$

Donde:

C_{mef} : Concentración media estimada con MEF

C_{Rna} : Concentración media estimada con RNA

n : Numero de curvas de Validación 600

En las Figura 26, Figura 27 y Figura 28 se pueden observar los valores de error RMSE de las 1800 curvas utilizadas en la validación (600 curvas para cada uno de los tres diferentes aceites).

Figura 26: RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.

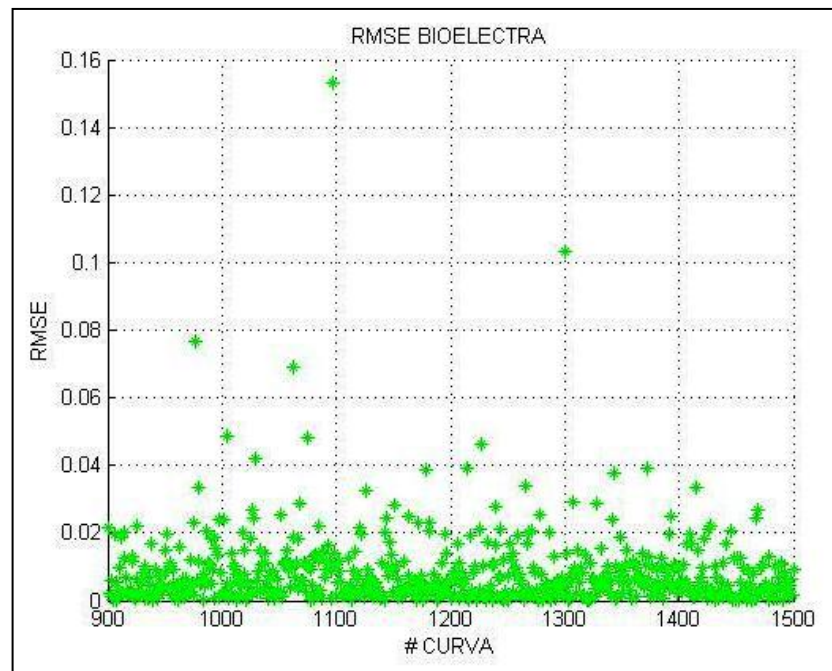


Figura 27: RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.

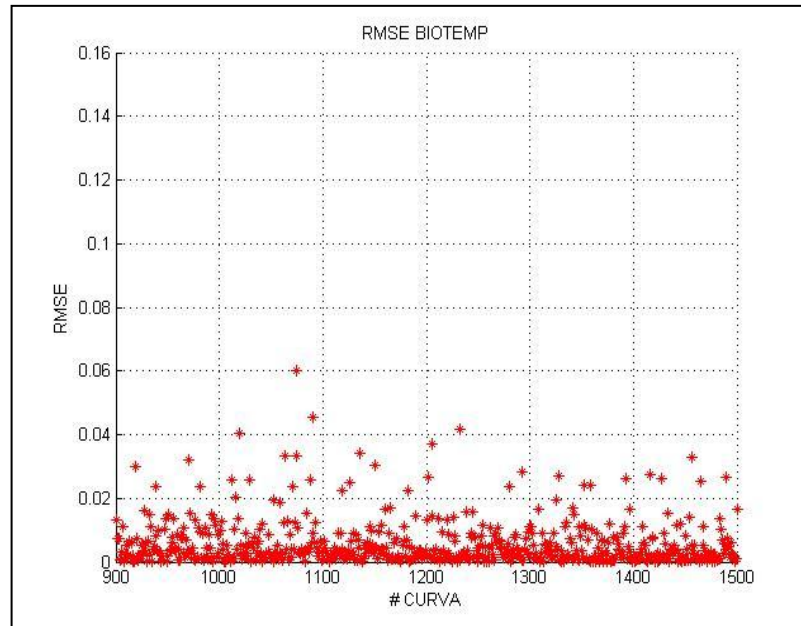
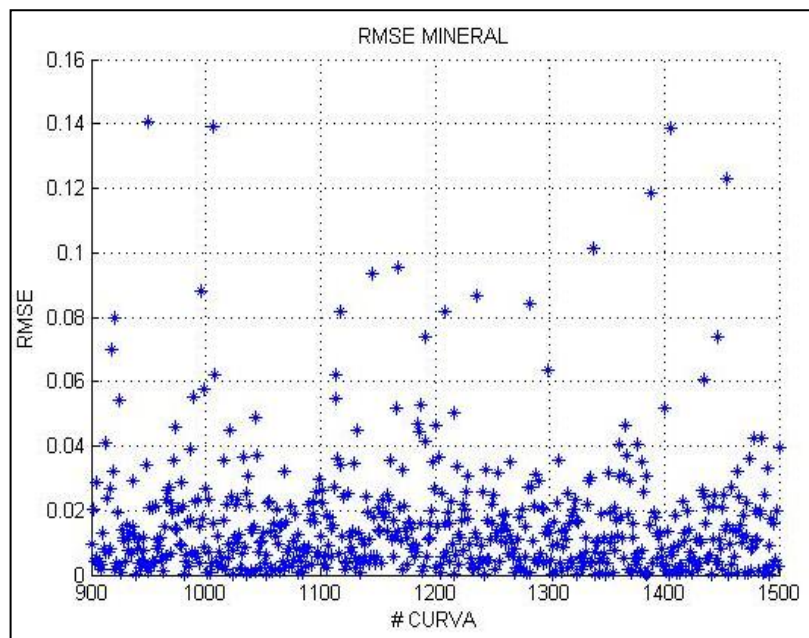


Figura 28: RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral.

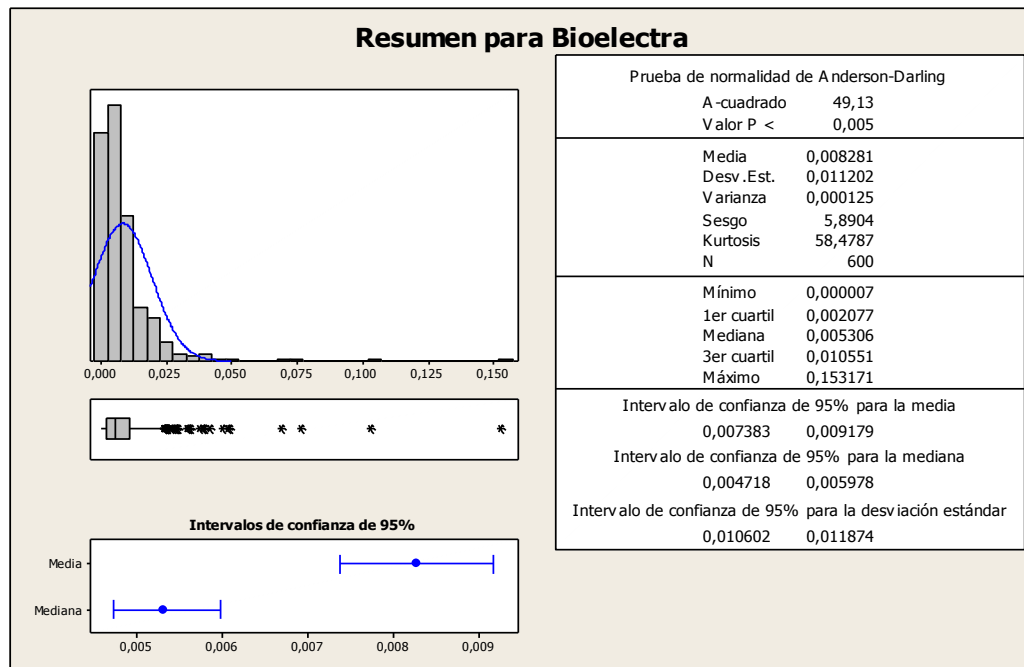


De lo anterior, se puede interpretar que el RMSE para las curvas de validación en la mayoría de los datos se encuentran cercanos, pero también se pueden observar algunos RMSE altos para algunas curvas, los cuales vale la pena estudiar más adelante mediante un análisis estadístico más detallado.

4.3.2 Análisis Estadístico del RMSE

A continuación, se puede observar el Resumen estadístico y la gráfica de probabilidad para los RMSE hallados para los datos de validación no utilizados durante el entrenamiento para los aislamientos celulósicos impregnados de los tres tipos de aceite.

Figura 29: Resumen estadístico del RMSE aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.



De la Figura 29 se puede observar que para el caso de Bioelectra la frecuencia de datos RMSE es mayor por debajo de 0,05, pero a pesar de esto se poseen algunos datos atípicos mostrados en el diagrama de caja donde el más alejado de la media tiene un valor de 0,15. La desviación estándar tiene un valor de 0.011, es alta lo que nos dice que hay valores muy alejados de la media.

La gráfica de probabilidad acumulada para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra de la Figura 30 muestra que el 99% de los datos se encuentran por debajo de 0,05, lo que permite concluir que a pesar de que hay datos bastantes dispersos, se puede confiar en las estimaciones obtenidas con la red neuronal.

Figura 30: Gráfica de probabilidad acumulada del RMSE para aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.

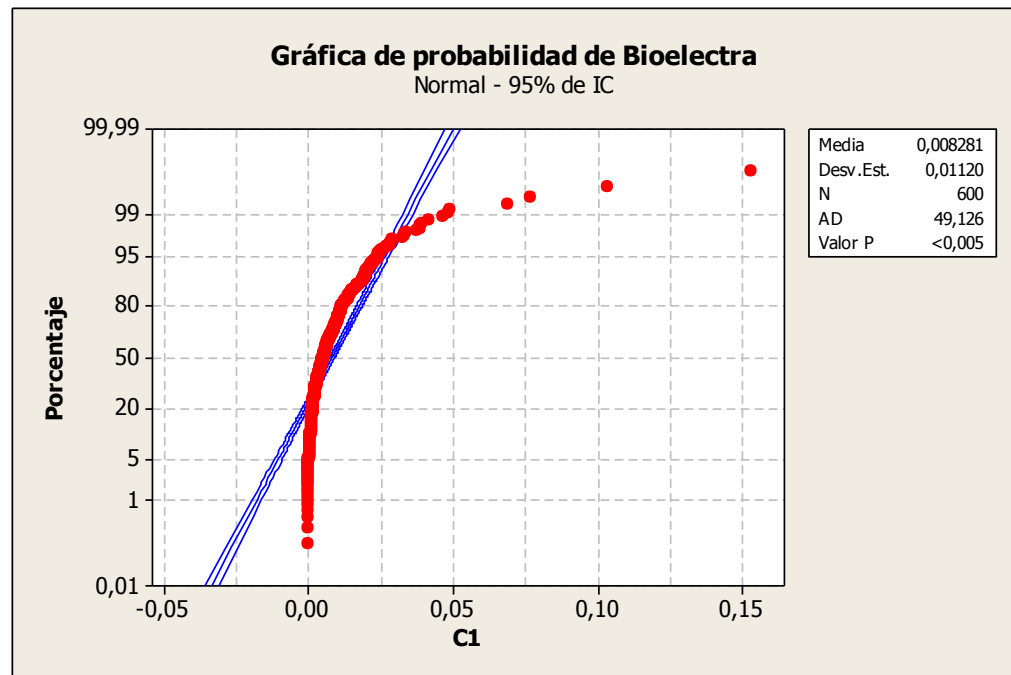
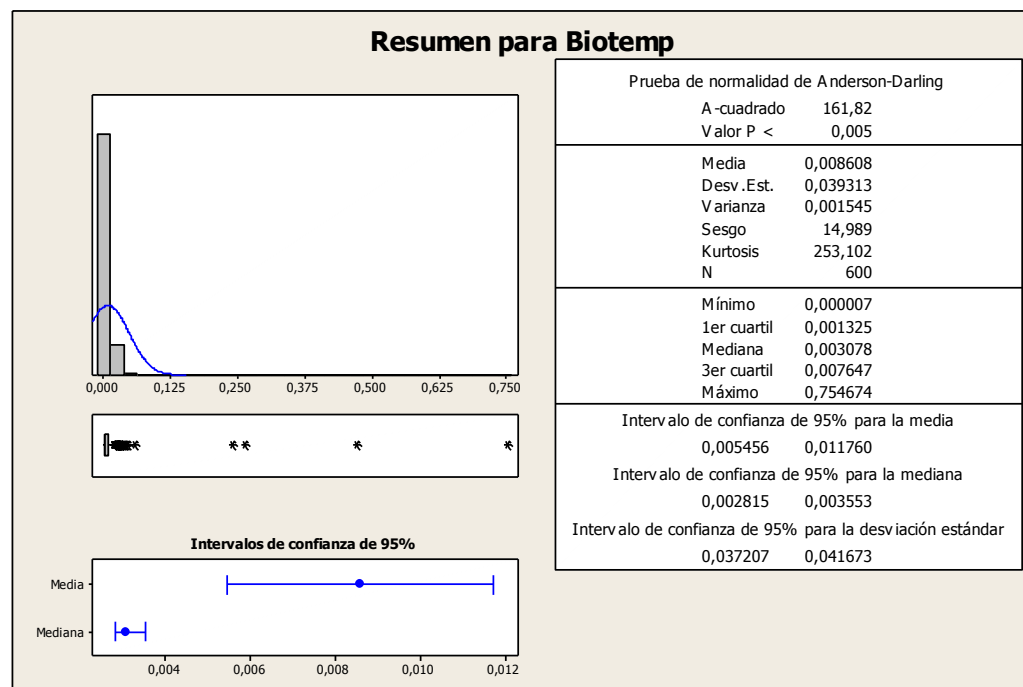


Figura 31: Resumen estadístico del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp



De la Figura 31 se puede observar que para el caso del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp, la frecuencia para el RMSE es mayor por debajo de 0,0625, pero a pesar de esto se poseen algunos datos atípicos como se muestra en el diagrama de caja donde el dato más alejado de la media tiene un valor de 0,7546. La desviación estándar tiene un valor de 0.039, es alta lo que nos dice que hay valores muy alejados de la media la cual tiene un valor de 0,008.

La gráfica de de probabilidad acumulada del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp de la Figura 32 demuestra que el 99% de los datos se encuentran por debajo de 0,0625, lo que muestra que a pesar de que hay datos bastante dispersos, se puede confiar en las estimaciones de la red neuronal.

Figura 32: Gráfica de Probabilidad del RMSE para aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.

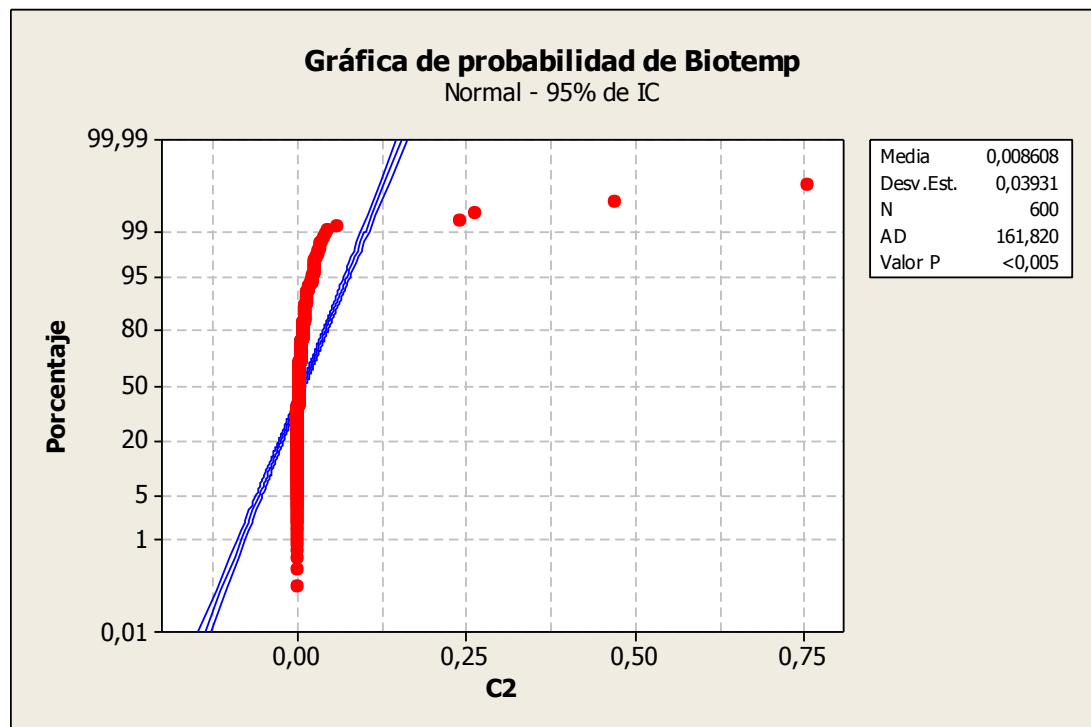
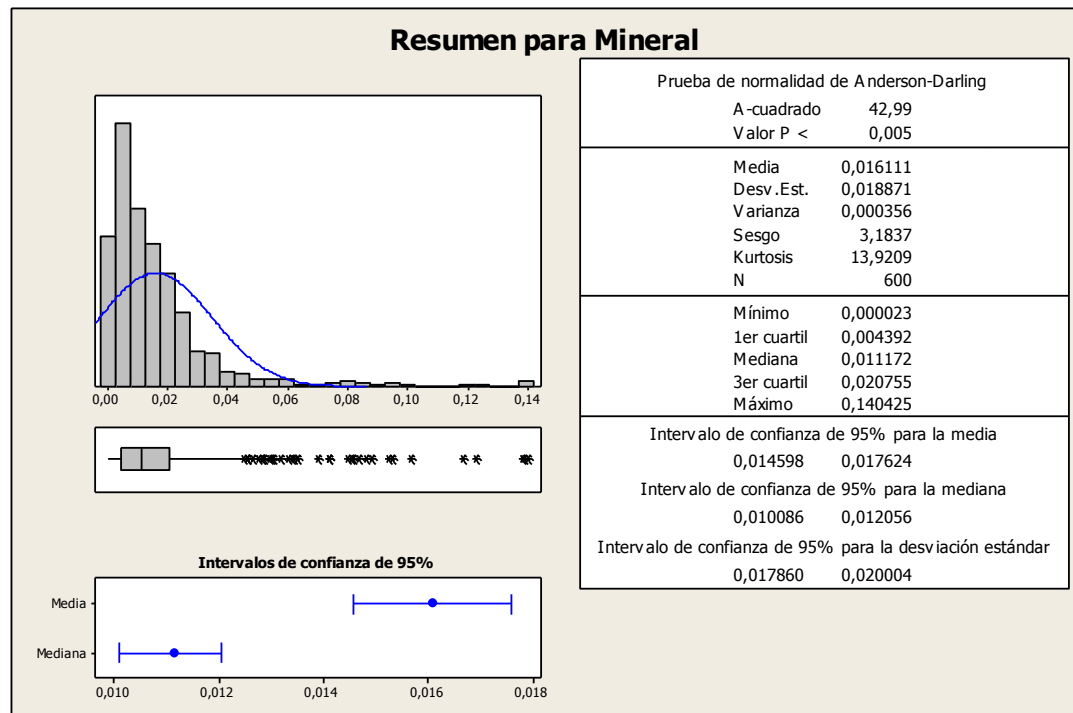


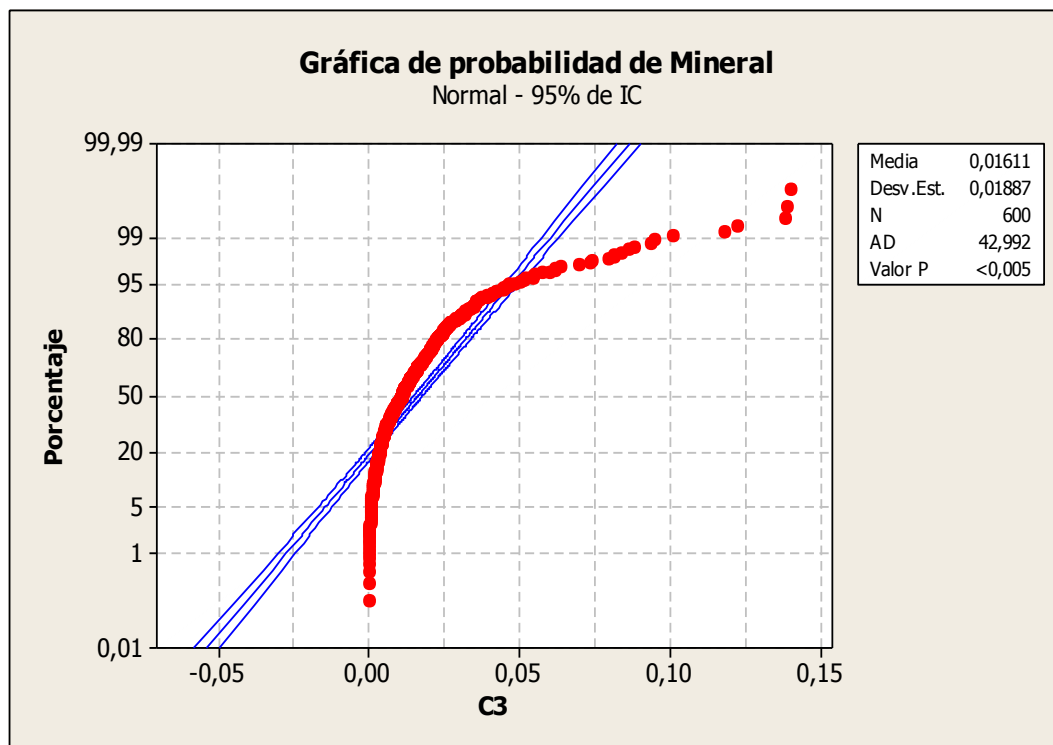
Figura 33: Resumen estadístico del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral.



De la Figura 33 se puede observar que para el caso del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral la frecuencia de datos del RMSE es mayor por debajo de 0,08, pero a pesar de esto se poseen algunos datos atípicos mostrados en el diagrama de caja donde el más alejado de la media tiene un valor de 0,02. La desviación estándar tiene un valor de 0.018, que muestra que hay datos que se encuentran bastante alejados del promedio que tiene un valor de 0,016.

La gráfica de probabilidad acumulada para del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite en aceite Mineral de la Figura 34 se demuestra que el 99% de los datos se encuentran por debajo de 0,0625, lo que muestra que a pesar de que hay datos bastante dispersos, se puede confiar en lo obtenido.

Figura 34: Gráfica de probabilidad acumulada del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral



4.3.3 Interpretación de los datos atípicos

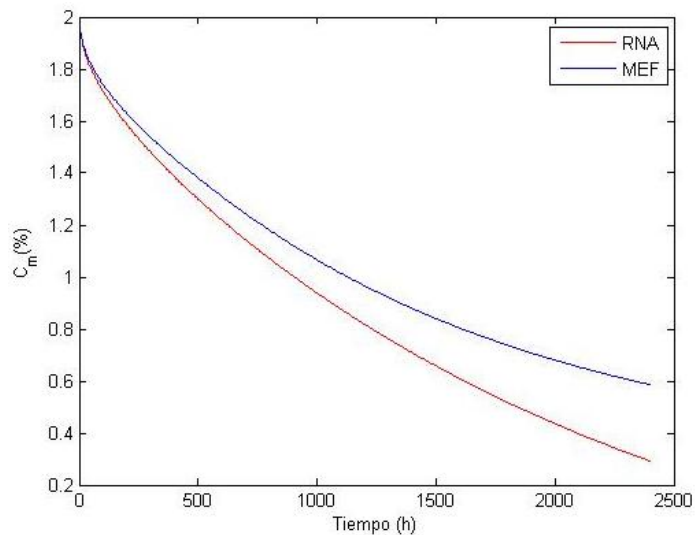
En la Tabla 2 se puede observar los parámetros de entrada de las curvas de secado con RMSE más atípicos para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.

Tabla 2: Parámetros de entrada de las curvas con RMSE atípicos para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra.

# Curva	RMSE	Co (%)	Ce (%)	T_aceite (°C)	Ppm_aceite	Lmm (mm)
1097	0,1532	2	0,2690	45	5	5
1300	0,1031	10	0,1562	79	7	5
977	0,0762	10	0,4084	44	9	4,5
1063	0,0689	10	0,6220	50	21	5
1004	0,0489	4	0,3395	77	21	5
1075	0,0483	10	0,8501	46	29	5

De la Tabla 2 se puede concluir que los valores RMSE más atípicos, para el aislamiento de cartón sumergido en aceite Bioelectra poseen en su mayoría un espesor de aislamiento de 5mm, y unas temperaturas de secado bajas, factores que afectan el libre movimiento de las moléculas de agua y hacen más difícil el secado. Por lo cual durante el entrenamiento había menos del 3% de curvas con estas características. A continuación se muestra en la Figura 35, la estimación hecha por la red neuronal para la curva 1097, la cual tiene el RMSE más alto.

Figura 35: Curva 1097- RMSE alto



En la Tabla 3 se puede observar los parámetros de entrada de los datos más atípicos del RMSE para aislamientos de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp.

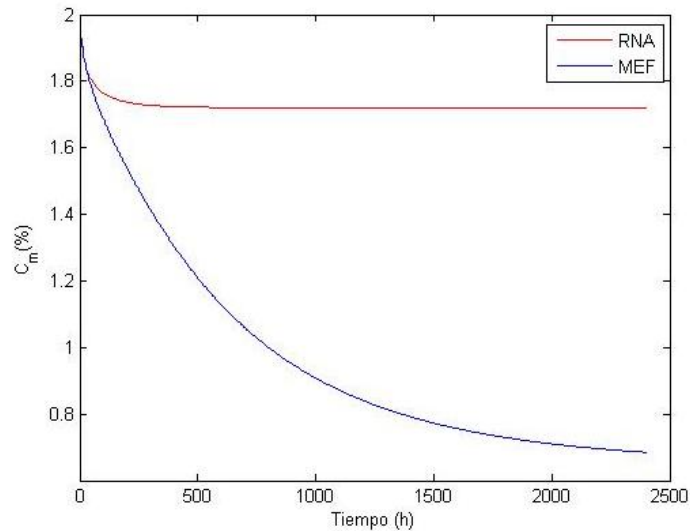
Tabla 3: Parámetros de entrada para las curvas de secado con los RMSE atípicos de aislamientos de cartón sumergido en aceite Biotemp.

# Curva	RMSE	Co (%)	Ce (%)	T_aceite (°C)	Ppm_aceite	Lmm (mm)
978	0,7547	2	0,6551	43	17	4
1097	0,4713	2	0,2752	45	5	5
1046	0,2631	2	0,6329	54	24	4,5
1105	0,2407	2	0,5455	41	12	3,5

De la Tabla 3 se puede concluir que para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp, los datos de RMSE más atípicos son aquellos cuya concentración de agua inicial es apenas un 2%, que combinado con unas temperaturas de secado bajas, un espesor y ppm altos dificulta el movimiento libre de moléculas de agua en el aislamiento y por tanto entorpecen el secado. Por lo

cual durante el entrenamiento había menos del 1% de curvas con estas características. A continuación se muestra en la Figura 36 , la estimación hecha por la red neuronal para la curva 978, la cual tiene el RMSE más alto para los tres tipos de aceite.

Figura 36: Curva 978- RMSE alto



En la Tabla 4 se puede observar los parámetros de entrada de los datos de RMSE más atípicos para las curvas de secado de aislamientos de cartón prensados sumergidos en aceite mineral.

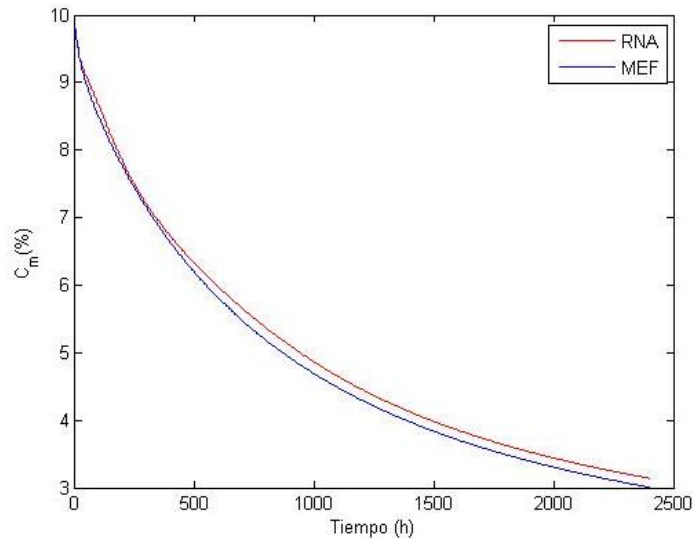
Tabla 4: Parámetros de entrada de los RMSE atípicos de las curvas de secado del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite mineral.

# Curva	RMSE	Co (%)	Ce (%)	T_aceite (°C)	Ppm_aceite	Lmm (mm)
950	0,1404	10	2,02	44	9	4,5
1006	0,1392	2	1,66	60	16	3
1405	0,1385	3	2,37	50	16	4,5
1455	0,1228	3	2,3	53	18	4,5
1338	0,1015	3	2,2	55	19	4,5
1167	0,0952	4	3,4	49	26	4,5

De la Tabla 4 se puede concluir que para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite mineral los valores de RMSE más atípicos en su mayoría corresponden a secados en los que el aislamiento de cartón tienen poca concentración de agua inicial, que combinado con unas temperaturas de secado bajas, un espesor alto y ppm altas en el aceite, dificultan el movimiento libre de moléculas de agua en el aislamiento y entorpecen el secado. Por lo cual durante el

entrenamiento había menos del 2% de curvas con estas características. A continuación se muestra en la Figura 37 la estimación hecha por la red neuronal para la curva 950, la cual tiene el RMSE más alto.

Figura 37: Curva 950- RMSE alto



4.3.4 Análisis estadístico del RMSE eliminando los valores atípicos

A continuación se muestran las Gráficas de RMSE con un pequeño resumen estadístico para los tres tipos de aceite, obviando los datos atípicos.

4.3.4.1 Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra

En la Figura 38 se puede observar que extrayendo los valores atípicos del RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra, todos los datos ahora se encuentran por debajo de 0,025 y esto hace que se encuentren más cercanos.

En el Resumen estadístico de la Figura 39, se puede notar una disminución en la desviación estándar que pasó de ser 0,01 a 0,0058, y en la media que pasó de ser 0,008 a ser 0,006, lo que muestra una mejoría clara en la dispersión de los datos ya que las curvas de la RNA son más cercanas a las obtenidas por MEF.

Figura 38: Valores del RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra sin considerar los valores atípicos.

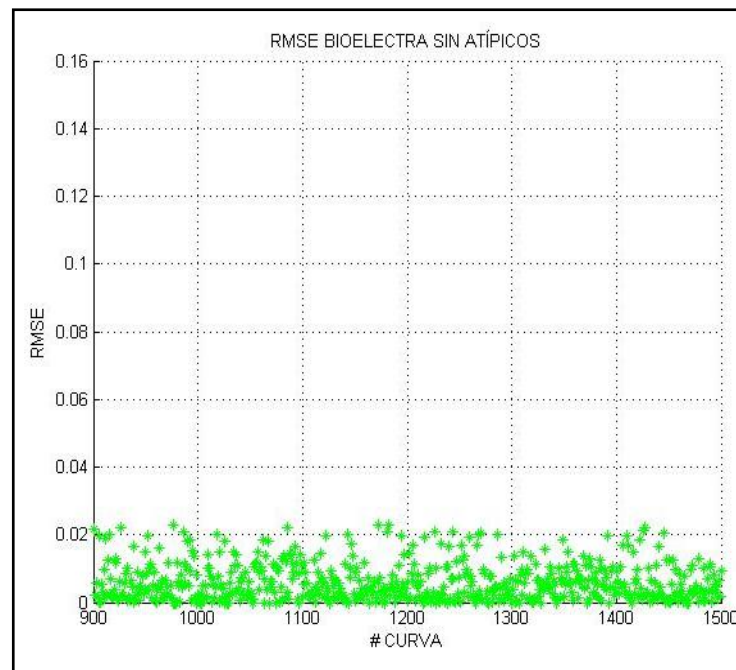
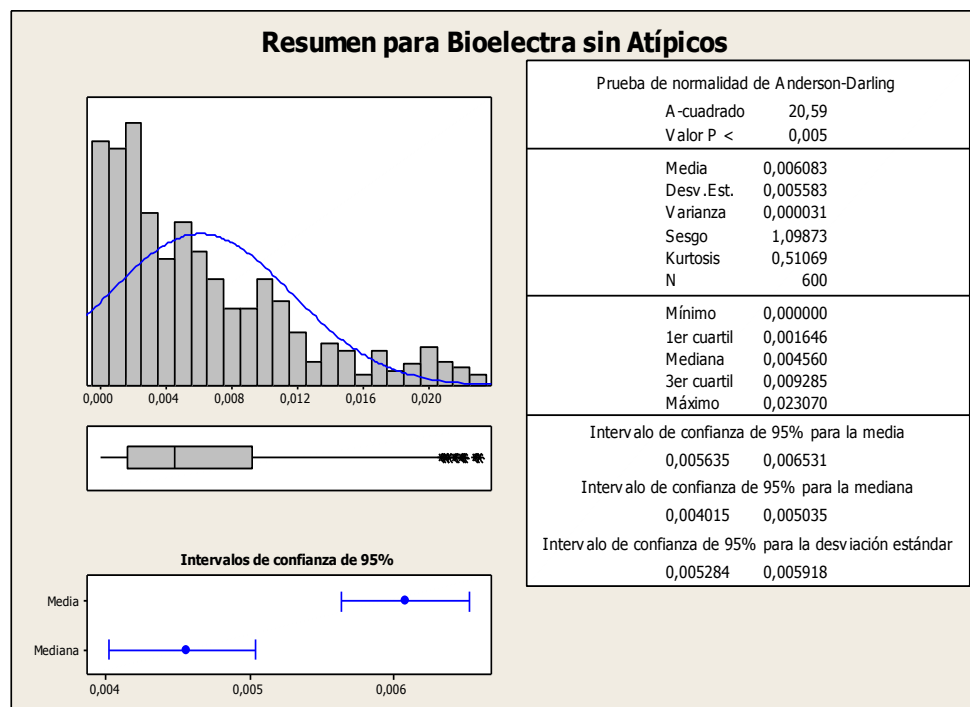


Figura 39: Resumen estadístico del RSME para aislamientos de cartón prensado sumergido en aceite Bioelectra sin considerar los valores atípicos



4.3.4.2 Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp

En la Figura 40 se puede observar que extrayendo los valores atípicos del RMSE para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp, todos los datos ahora se encuentran por debajo de 0,018 y esto hace que se encuentren más cercanos. En el Resumen estadístico de la Figura 41, se puede notar una disminución en la desviación estándar que pasó de ser 0,039 a ser 0,004, y en la media que pasó de ser 0,008 a ser 0,004, lo que muestra una mejoría clara en la dispersión de los datos ya que las curvas de la RNA son más cercanas a las obtenidas por MEF.

Figura 40: Valores del RMSE de las curvas de secado del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp sin considerar los valores atípicos

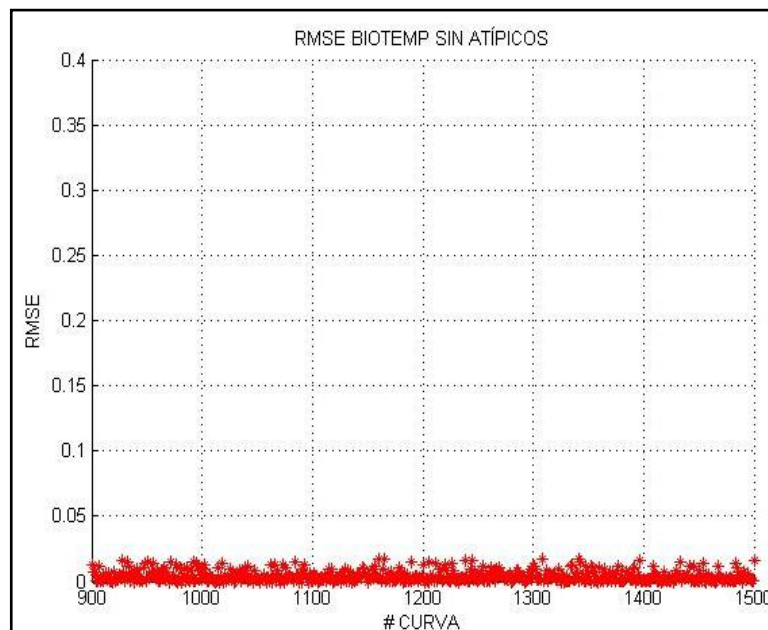
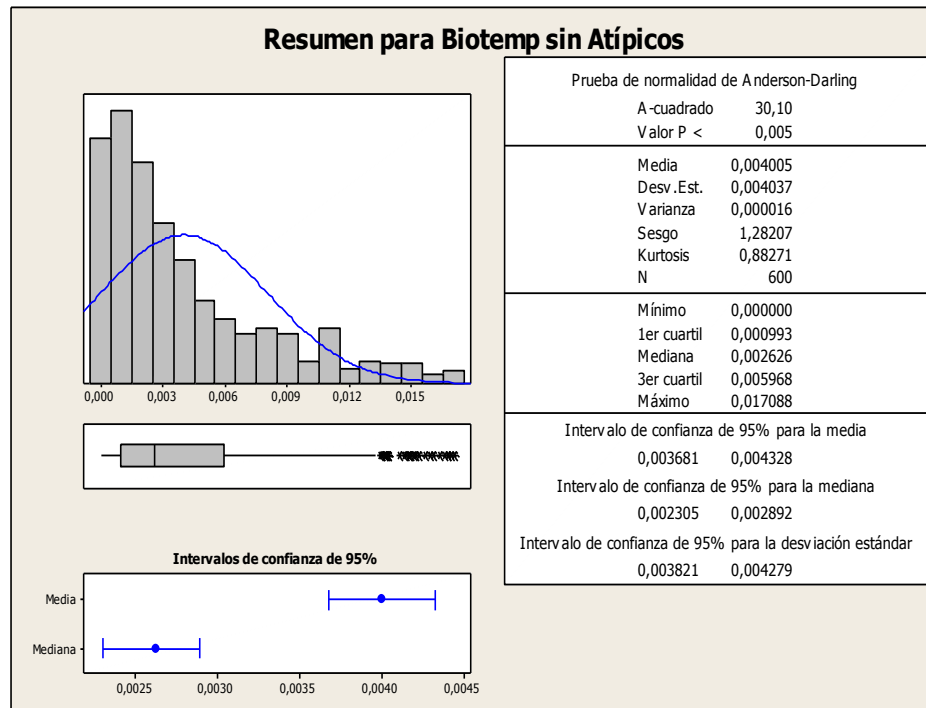


Figura 41: Resumen estadístico para los valores del RMSE de las curvas de secado del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Biotemp sin considerar los valores atípicos



4.3.4.3 Aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral

En la Figura 42 se puede observar que extrayendo los valores atípicos del RMSE para el aislamiento de papel o cartón sumergido en aceite Mineral, todos los datos ahora se encuentran por debajo de 0,045 y esto hace que se encuentren más cercanos. En el Resumen estadístico de la Figura 43, se puede notar una disminución en la desviación estándar que pasó de ser 0,018 a ser 0,01, y en la media que pasó de ser 0,016 a ser 0,012, lo que muestra una mejoría clara en la dispersión de los datos ya que las curvas de la RNA son más cercanas a las obtenidas por MEF.

Figura 42: RMSE del aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral sin Atípicos

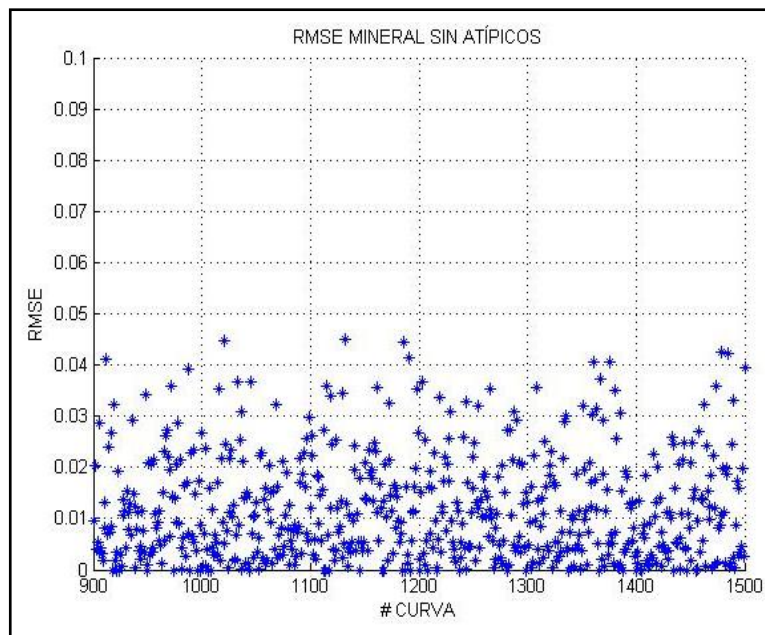
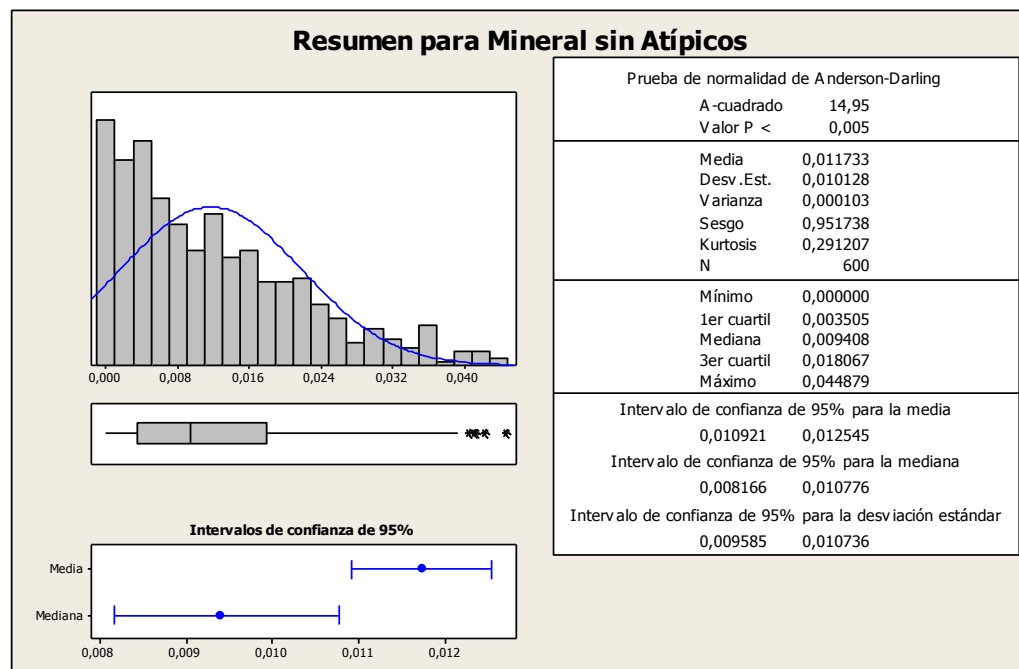


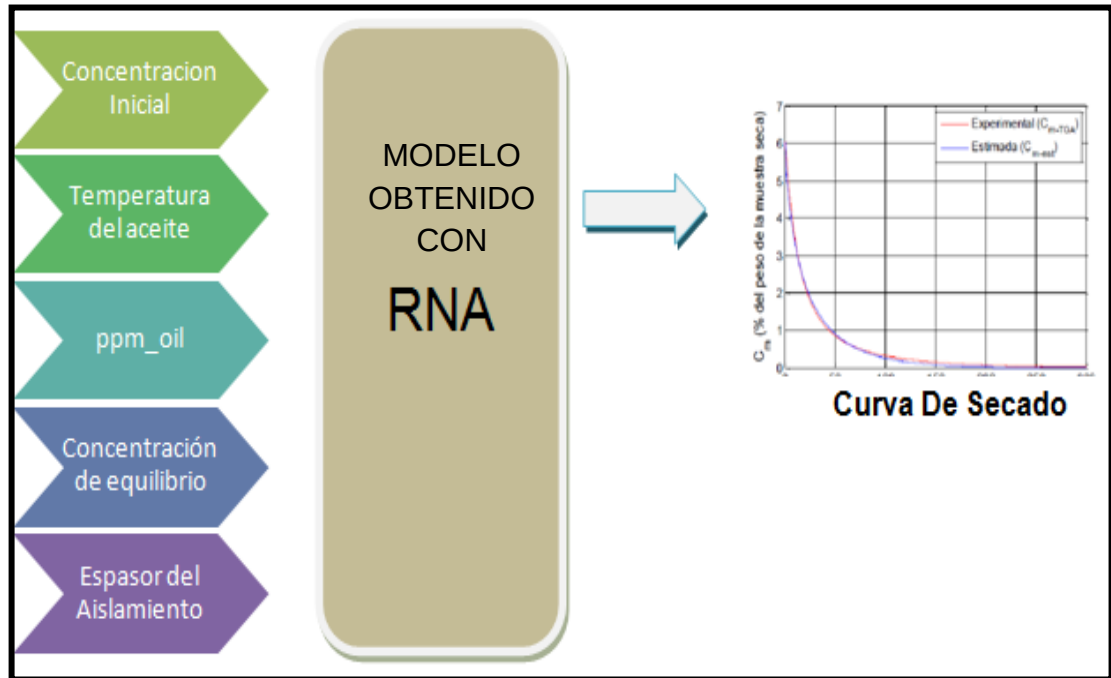
Figura 43: Resumen Estadístico para el aislamiento de cartón prensado sumergido en aceite Mineral sin Atípicos



4.4 INTERFAZ GRÁFICA

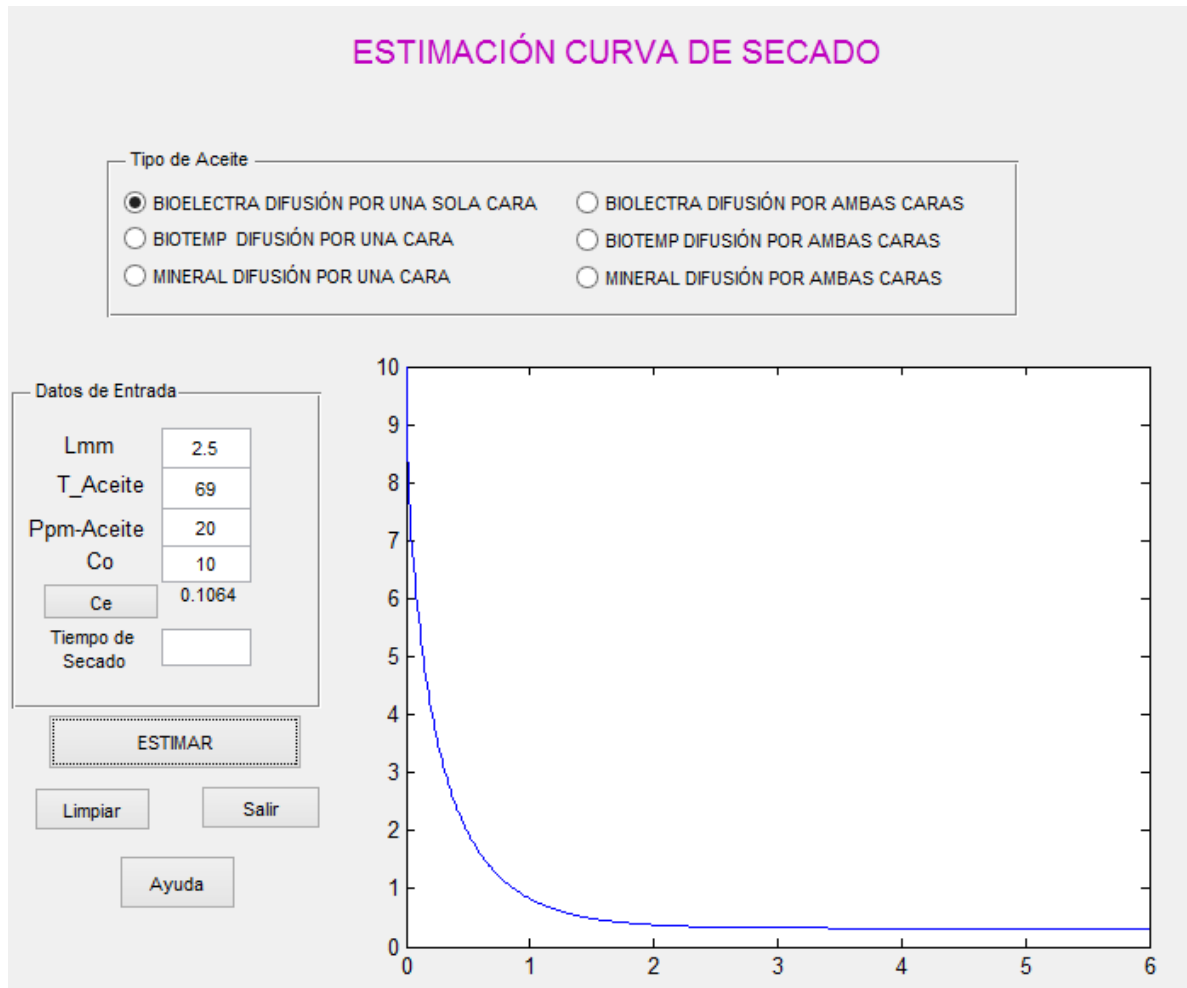
El fin de desarrollar una interfaz gráfica, para obtener las curvas de secado a partir del modelo de RNA, es facilitar, el uso y acceso de las personas del modelado de curvas de secado usando RNA. Por lo cual se creó una interfaz que satisfaga el esquema mostrado en la Figura 44.

Figura 44: Esquema final del modelo Obtenido con RNA.



Se construyó una interfaz gráfica con la herramienta GUI de Matlab, como se muestra en la Figura 45. Con ella, escogiendo el tipo de aceite en el que se encuentra inmerso el aislamiento celulósico e introduciendo los datos de entrada, como son la concentración inicial, la temperatura del aceite, las ppm del aceite, la concentración de equilibrio y el espesor del aislamiento, se estima la curva de secado con la ayuda del bloque de la red neuronal implementada en el Simulink.

Figura 45: GUI para Estimar Curvas de Secado



5 CONCLUSIONES

En esta tesis se desarrolló un modelo para obtener curvas de secado a través de una RNA, utilizando el toolbox de redes neuronales de Matlab en reemplazo del MEF, mediante el cual es posible estimar la curva de secado del aislamiento celulósico del transformador de potencia que puede estar inmerso en tres diferentes tipos de aceite: Biotemp, Bioelectra y Mineral. Con este sistema, a partir de los datos de entrada: concentración inicial, espesor del aislamiento de cartón prensado, temperatura del aceite y contenido de humedad del aceite, se puede conocer de forma sencilla la evolución de la desorción de humedad en el aislamiento graficados en un vector de concentración media en porcentaje vs horas.

El número de neuronas en la capa oculta escogido para realizar el entrenamiento de las tres redes fue el adecuado, debido a que con estas 15 neuronas se obtuvo un error cuadrático promedio de $6.4 * 10^{-7}$ y la red demoraba un tiempo aceptable en realizar su entrenamiento.

Es importante resaltar que la gran cantidad de datos disponibles para realizar el entrenamiento de la red neuronal, además de que la función de la curva de secado era continua y monótona, ayudó a que el entrenamiento y el aprendizaje de la red neuronal fueran correctos. Estos resultados obtenidos muestran la efectividad que tienen las redes neuronales de solucionar problemas complejos con grandes cantidades de datos.

Se pudo observar en los RMSE atípicos, que algunas condiciones en los datos de entrada de la red neuronal, como son temperaturas de secado y concentración inicial de humedad bajas, ppm y espesor de aislamientos altos, dificultan el movimiento libre de moléculas de agua en el aislamiento y entorpecen el secado; lo que ocasiona que la estimación de la curva con la red neuronal no sea la mejor, ya que durante el entrenamiento solamente entre un 2 y 3% de las curvas poseían estas características.

La validación hecha con las curvas no usadas en el entrenamiento tuvo un error RMSE muy bajo en la mayoría de las muestras, que demuestra que la diferencia entre la curva hallada por elementos finitos y la hallada usando la red neuronal MLP es mínima, además de que la red neuronal no tuvo ningún problema de sobreentrenamiento lo que hizo que la red neuronal pudiera ser capaz de generalizar.

El trabajo realizado en este proyecto de grado representa una alternativa muy importante para los usuarios de los procesos de secado, ya que solo con un computador y el software de MATLAB podrán conocer la curva de secado de sus

transformadores de potencia, lo cual no era posible utilizando el MEF por las complejidades ya mencionadas.

BIBLIOGRAFÍA

García Gómez, D. F. (2012). *Determinación de coeficientes de difusión de humedad en papeles aislantes de transformador (Tesis Doctoral)*. Universidad Carlos III de Madrid, Leganés.

Sokolov, V., & Koch, M. (2008). Moisture Equilibrium and Moisture Migration Moisture within transformer insulation systems. *CIGRÉ*, A2.30, 52.

Koestinger, P., Aronsen, E., & Boss, P. (2004). Practical experience with the drying of power transformers in the field, applying the lfh** technology. *CIGRÉ*, Report A2-25, 8.

Almendros-ibáñez, J. A., Burgos, J. C., & García, B. (2009). Transformer Field Drying Procedures : A Theoretical Analysis. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 24(4), 1978–1986.

Assem,S. (1981), *The drying of power transformer insulation*. (Ph.D. Thesis), University of Nottingham, Nottingham, Inglaterra.

Baranowski, D. (fecha desconocida) *Field processing methods for transformer dry-out*. Presentación evento, Baron ,USA.

Hedrich (2009) Hedrich vacuum systems. Hedrich Vacuum Systems Recuperado de <http://www.hedrich.com/index.php?id=200;>

Ramarao, B., Massoquete, A., Lavrykov, S., & Ramaswamy, S.(2003) *Moisture diffusion inside paper materials in the hygroscopic range and characteristics of diffusivity parameters*. *Drying Technology*, 21(10), 2007-2056.

Colaboradores de Wikipedia. *Ley de Fick*. 2011(01/24). Recuperado de <http://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Ley de Fick&oldid=52231948>.

Crank, J. (1979) *The Mathematics of Diffusion*. Oxford, Reino Unido:Oxford University Press.

E. Caicedo, J. López. (2009).*Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*. Cali, Valle: Programa editorial Universidad del Valle.

E. Caicedo, J. López, M. Acosta. (2009). *Control Inteligente*. Cali, Valle: Programa editorial Universidad del Valle.