## UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA



### TESIS

### IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS RLC EN DEVANADOS DE TRANSFORMADORES

### PRESENTA SALVADOR ALVAREZ CABALLERO

## EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA ELÉCTRICA

**JUNIO, 2014** 

## UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



### TESIS

### IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS RLC EN DEVANADOS DE TRANSFORMADORES

### PRESENTA SALVADOR ALVAREZ CABALLERO

## EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA ELÉCTRICA

**JUNIO, 2014** 

#### UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON

#### FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA

#### SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis "Identificación de parámetros para devanados de transformadores representados por el modelo RLC" realizada por el alumno "Salvador Alvarez Caballero", con número de matrícula 1345391, sea aceptada para su defensa como opción al grado de "Maestro en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica con Orientación en Sistemas Eléctricos de Potencia"

El Comité de Tesis

ビバー エタレー デ 'Dra. Gina Ma. Idarraga Ospina"

"Dra. Gina Ma. Idarraga Ospina" Asesor

"Dr. Alberto Cavazos González"

Revisor

alausoust.

"M.C. Enrique Betancourt Ramírez" Revisor

Vo. Bo.

Dr. Simón Martínez Martínez Subdirector de Estudios de Posgrado

San Nicolás de los Garza, Nuevo León, "6 enero de 2016"

## Agradecimientos

Quiero agradecer primeramente a mis padres que me apoyaron durante todo mi proceso de aprendizaje y siempre procuraron que fuera una persona cumplida, honesta y responsable. A mi mamá Rosa Elía, por ser una persona muy importante e influyente en mi vida, apoyarme y aconsejarme para tomar decisiones que definirán el curso de mi vida y a Cecilia por insistir en superarme a mi mismo estudiando una maestría y abrirme los ojos ante esa nueva oportunidad.

Agradecer a la Dra. Gina Idarraga por todo su apoyo y orientación a lo largo de esta tesis de maestría, y así mismo quiero agradecer al Dr. Alberto Cavazos por brindarme parte de su tiempo para llegar a los resultados obtenidos, y también al Ing. M.C. Enrique Betancourt por su ayuda incondicional y comentarios sumamente importantes para lograr una tesis más sólida y completa.

Agradecer a la FIME, UANL y a CONACyT que gracias al apoyo de estas instituciones y sus programas de educación pude concluir una Maestría en Ciencias, y a los Ingenieros y Doctores que compartieron sus conocimientos para hacer de nosotros unos excelentes profesionistas.

## Resumen

Publicación No.\_\_\_\_\_

Salvador Alvarez Caballero, M. C. en Ingeniería Eléctrica Universidad Autónoma de Nuevo León

#### Profesor Asesor: Dra. Gina Ma. Idárraga Ospina

En la actualidad la Energía Eléctrica es de suma importancia, ya que la mayoría de las actividades de la vida cotidiana, son realizadas directa o indirectamente por medio de esta energía, además de mejorar las condiciones de vida del hombre. El Sistema Eléctrico de Potencia (S.E.P.) consta de un conjunto de elementos que interactúan entre sí y es el encargado de suministrar energía eléctrica de una forma segura, confiable y de calidad al consumidor final. Esto es posible debido a la buena operación de los elementos del S.E.P. como líneas de transmisión, transformadores, generadores, sistemas de protección, etc. Estos elementos deben tener una operación correcta en todo momento, es por eso que debe realizarse un constante monitoreo, esto con el fin de minimizar tanto los costos por daños a los equipos primarios, desencadenando una interrupción del suministro de energía eléctrica.

Uno de los elementos más importantes del S.E.P. es el transformador eléctrico de potencia el cual enlaza los distintos niveles de tensión manteniendo la potencia del S.E.P., es por eso que es importante su revisión constante para evitar su mal funcionamiento. Existen diversas formas de verificar la correcta operación del transformador, sin embargo en ocasiones es necesario su modelado para verificar su comportamiento ante distintas situaciones que se pudiesen presentar.

El modelado del transformador eléctrico se representa como un conjunto de parámetros RLC concentrados o distribuidos, según sea el caso de estudio, siendo el modelo con parámetros distribuidos el que mejor representa su funcionamiento ante transitorios de alta frecuencia. Es por eso que para tener un modelo fiel, se necesita obtener el valor de cada uno de los parámetros como resistencias, inductancias y capacitancias, sin embargo, existe una cierta dificultad al momento de identificar los valores de los dichos parámetros.

Existen distintas técnicas de identificación de parámetros que se han utilizado para distintos casos, de las cuales se abordaran las mas sobresalientes y la mejora con respecto a cada una de ellas en este trabajo de tesis. Es importante mencionar que con la identificación de los parámetros RLC y su empleo en conjunto con otras técnicas puede llevar a la identificación de problemas físicos como deterioro de aislamiento, deformación en bobinas, localización de descargas parciales, monitoreo en línea o fuera de línea del transformador etc.

# Índice general

Ag	grade	ecimientos	4
Re	esum	en	5
1.	Intr	oducción	12
	1.1.	Planteamiento del Problema	12
	1.2.	Objetivos	13
		1.2.1. Objetivo General	13
		1.2.2. Objetivos Particulares	13
	1.3.	Antecedentes	13
	1.4.	Hipótesis	14
	1.5.	Justificación	15
	1.6.	Estructura de la Tesis	15
2.	Tra	nsformador Eléctrico de Potencia y su Modelado	17
	2.1.	Introducción	17
	2.2.	Principio de Funcionamiento del transformador Ideal	17
	2.3.	Principio de Funcionamiento del transformador Real	20
	2.4.	Circuito Equivalente de un Transformador	22
	2.5.	Modelado del Devanado de Transformador en Baja Frecuencia	22
		2.5.1. Modelo de Baja Frecuencia	23
	2.6.	Modelado del Devanado de Transformador en Alta Frecuencia	27
		2.6.1. Modelo de Alta Frecuencia	27

3.	Fun	damen	tos de Técnicas de Identificación de Parámetros	31				
	3.1.	Introd	ucción	31				
	3.2.	Funda	mentos de Mínimos Cuadrados	31				
		3.2.1.	El Estimador Mínimos Cuadrados	33				
		3.2.2.	Transformada Bilineal o regla de Tustin	36				
	3.3.	Funda	mentos de Algoritmos Evolutivos (Evonorm)	37				
		3.3.1.	Introducción a los Algoritmos Evolutivos	37				
		3.3.2.	Estructura del Algoritmo Evolutivo	38				
		3.3.3.	Fundamentos del Algoritmo Evonorm	39				
	3.4.	Funda	mentos de Redes Neuronales	41				
		3.4.1.	Introducción a las Redes Neuronales	41				
		3.4.2.	Red Neuronal: Arquitectura y Regla de Aprendizaje	42				
		3.4.3.	Método para Entrenamiento por retropropagación	43				
		3.4.4.	Regla de aprendizaje por retro propagación	45				
1	Imp	Jomon	tación do Tócnicas para la Idontificación do Parámotros					
4.	Imp BL0	olemen C	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros	47				
4.	Imp RLC	olemen C Introd	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros	<b>47</b>				
4.	Imp RLC 4.1.	<b>olemen</b> C Introd Mínim	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros ucción	<b>47</b> 47 48				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2.	olemen C Introd Mínim 4 2 1	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<b>47</b> 47 48 48				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2.	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4 2 2	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<b>47</b> 47 48 48 50				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2.	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<b>47</b> 47 48 48 50				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2. 4.3.	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori Parám	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<b>47</b> 47 48 48 50 53				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2. 4.3.	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori Parám 4.3.1.	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción         ucción         os Cuadrados como Técnica de Identificación de Parámetros RLC         Simulaciones para determinación de señales         Resultados de Algoritmo de Mínimos Cuadrados         tmo Evolutivo "Evonorm" como Técnica de Identificación de         netros RLC         Implementación del Algoritmo Evonorm	<b>47</b> 47 48 48 50 53 53				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2.	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori Parám 4.3.1. 4.3.2.	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<b>47</b> 47 48 48 50 53 53 53				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2. 4.3.	olemen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori Parám 4.3.1. 4.3.2. Redes	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<b>47</b> 47 48 48 50 53 53 53 53				
4.	Imp RLC 4.1. 4.2. 4.3.	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori Parám 4.3.1. 4.3.2. Redes 4.4.1.	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción         os Cuadrados como Técnica de Identificación de Parámetros RLC         Simulaciones para determinación de señales         Resultados de Algoritmo de Mínimos Cuadrados         tmo Evolutivo "Evonorm" como Técnica de Identificación de         terros RLC         Implementación del Algoritmo Evonorm         Resultados de Algoritmo Evonorm         Resultados de Algoritmo Evonorm         Modelo de devanado para generación de señales para RN	<b>47</b> 48 48 50 53 53 53 53 55 55				
4.	<ul> <li>Imp</li> <li>RLO</li> <li>4.1.</li> <li>4.2.</li> <li>4.3.</li> <li>4.4.</li> </ul>	Demen C Introd Mínim 4.2.1. 4.2.2. Algori Parám 4.3.1. 4.3.2. Redes 4.4.1. 4.4.2.	tación de Técnicas para la Identificación de Parámetros         ucción	<ul> <li>47</li> <li>47</li> <li>48</li> <li>48</li> <li>50</li> <li>53</li> <li>53</li> <li>53</li> <li>55</li> <li>55</li> </ul>				

		4.4.3.	Resultados de Implementación de Red Neuronal para Identifi-	
			cación de Parámetros RLC	58
5.	Con	clusio	nes y Trabajos a Futuro	61
	5.1.	Conclu	ısión General	61
	5.2.	Mínim	os Cuadrados	62
		5.2.1.	Conclusiones de metodología Mínimos Cuadrados	62
		5.2.2.	Trabajos a Futuro (Mínimos Cuadrados)	62
	5.3.	Algori	tmo Evolutivo Evonorm	63
		5.3.1.	Conclusiones de metodología Evonorm	63
		5.3.2.	Trabajos a Futuro (Algoritmo Evonorm)	64
	5.4.	Redes	Neuronales	64
		5.4.1.	Conclusiones de metodología Redes Neuronales	64
		5.4.2.	Trabajos a Futuro (Redes Neuronales)	65

#### Bibliografía

66

g

# Índice de figuras

2.1.	Transformador Monofásico	18
2.2.	Transformador Monofásico Real	21
2.3.	Modelo de Bobina para Baja Frecuencia	24
2.4.	Modelo de Bobina para Alta Frecuencia	28
3.1.	Diagrama de Bloques para Identificación de Parámetros	33
3.2.	El Perceptrón	43
3.3.	Funciones de Transferencia	45
3.4.	Nodo $j$ de RN Multicapa de retro propagación	45
4.1.	Modelos simulados para obtención de señales en EMTP/ATP $\ .\ .\ .$	49
4.2.	Señales de entrada y salida de voltaje en modelo de baja frecuencia $% f(x)=\int dx  dx$ .	50
4.3.	Señales de entrada y salida de voltaje en modelo de alta frecuencia $\ .$	50
4.4.	Comparación de funciones de transferencia del modelo de baja frecuencia	52
4.5.	Comparación de funciones de transferencia del modelo de Alta frecuencia	52
4.6.	Modelo de alta frecuencia de devanado de transformador Implemen-	
	tado en EMTP/ATP	55
4.7.	Magnitud y Fase de Respuesta a la Frecuencia en Modelo de Alta	
	Frecuencia	57
4.8.	Comparación de Parámetros Estimados y Originales	58
4.9.	Histograma de Parámetros Estimados con RN	60

# Índice de cuadros

2.1.	Rango de Frecuencia en Transitorios Electromagnéticos	23
2.2.	Clasificación de Fenómenos Transitorios	23
2.3.	Valores de Impedancia y Reactancia en dominio de la frecuencia	25
4.1.	Valores y % de Error en Parámetros RLC Estimados con LS	52
4.2.	Errores Mínimos, Máximos y Promedio par Algoritmo Evonorm $\ . \ .$	54
4.3.	Valor de Parámetros RLC para modelo de devanado del transformador	56
4.4.	Información requerida para entrenamiento de Red Neuronal	57
4.5.	Error medido entre parámetros reales y estimados	59

## Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Planteamiento del Problema

El Transformador Eléctrico de Potencia es uno de los elementos más importante del S.E.P. ya que además de ser el encargado de aumentar o reducir el nivel de voltaje según sea el punto en el que se encuentre instalado, también es uno de los elementos más caros por su construcción. Es por eso que previo a su construcción e instalación, es de suma importancia la elaboración de modelos precisos que representen su comportamiento ante distintos disturbios que se pueden presentar y que pudiesen disminuir su vida útil.

Los modelos pueden dividirse en baja, media y alta frecuencia, según la estructura que tengan y los elementos con los que cuenten. Cada uno de los parámetros pueden ser estimados por formulas analíticas basadas en mediciones físicas, sin embargo la exactitud de estas estimaciones depende de la precisión con que se hagan dichas mediciones, por lo tanto es necesario desarrollar técnicas de identificación de parámetros para estimar el valor de los parámetros RLC que constituyen el modelo de alta frecuencia, según las señales del transformador y evitando la necesidad de mediciones basadas en la estructura geométrica del devanado.

### 1.2. Objetivos

#### 1.2.1. Objetivo General

El objetivo general de la presente tesis es desarrollar una metodología para la obtención de los parámetros del modelo RLC del devanado de transformador.

#### 1.2.2. Objetivos Particulares

- Determinar, a partir de revisión del estado del arte, técnicas de identificación de parámetros clásicas y sus áreas de oportunidad.
- Implementar las técnicas de identificación seleccionadas en la revisión del estado del arte.
- Desarrollar una metodología para obtención de parámetros para devanados de transformador.

### **1.3.** Antecedentes

En los últimos años, se ha procurado encontrar distintas soluciones para prolongar la vida de cada uno de los elementos del S.E.P., en el caso particular del transformador se puede recurrir a protecciones eléctricas, mantenimientos preventivos, métodos de monitoreo, etc., para aumentar la vida útil. Existen metodologías para determinar la integridad del devanado como la respuesta en frecuencia (FRA) [1] que es una herramienta para diagnóstico del transformador, tanto en campo como en el lugar de fabricación, además para la detección de deformación y desplazamientos en devanados [2] y [3]. Además de las distintas técnicas desarrolladas también se ha incursionado en el desarrollo de técnicas de identificación de parámetros RLC, los cuales de ser estimados correctamente pueden utilizarse para el desarrollo de modelos de alta frecuencia del transformador [1] y [4].

Existen metodologías para crear modelos del transformador basados en formulas

analíticas, para los cuales su precisión está fuertemente ligada al análisis de su estructura geométrica, por lo tanto se han desarrollado distintas técnicas para la identificación de parámetros RLC del devanado del transformador, las cuales no dependan de mediciones físicas del transformador, de las cuales podemos mencionar el uso de algoritmos genéticos [5], en el cual se determinan todos los parámetros de un modelo que asemeje el comportamiento de entrada-salida del transformador. Similar a la metodología anterior se menciona el uso de Algoritmos de Optimización Caóticos [6]. Se han usado metodologías como "Maximum Likelihood" la cual es utilizada para la estimación de parámetros de modelo de 6 secciones para el estudio de transitorios de alta frecuencia en devanados de transformadores y maquinas, ver [7]. Entre otras metodologías, se tiene un particular interés por el uso de redes neuronales, en el cual en [8] los parámetros identificados son usados para simular el comportamiento del transformador ante transitorios de alta frecuencia, y en [9], se utiliza una red neuronal para la estimación de la función de transferencia del devanado del transformador a partir de las mediciones obtenidas de la respuesta en frecuencia del transformador. Además el uso de mínimos cuadrados como técnica de identificación de parámetros como se muestra en [10] en el cual por medio de un comando usado en Matlab se obtiene la función de transferencia que modela la respuesta en frecuencia medida en el rango de 50Hz a 1MHz del transformador, y en [11] se utilizó la metodología de mínimos cuadrados recursivos para identificar los parámetros de un motor de corriente directa.

#### 1.4. Hipótesis

La identificación de los parámetros RLC del transformador, puede ser llevada a cabo mediante distintas técnicas las cuales son usadas incluso en temas distintos. Es claro que hay una amplia gama de herramientas para la identificación de parámetros, sin embargo algunas de estas herramientas pueden ser más efectivas en comparación con otras. Si se logra identificar correctamente los parámetros del transformador, se podrían monitorear en línea o fuera de línea diferentes comportamientos que generen degradación en el transformador, mejorando su vida útil.

### 1.5. Justificación

La justificación de este tema de investigación parte del hecho de que es de suma importancia mantener la integridad del transformador eléctrico por distintas razones mencionadas anteriormente, además de que con la identificación de los parámetros del modelo RLC del devanado del transformador y en conjunto con otras técnicas se pueden detectar distintas condiciones que degraden la vida útil del transformador, además de la localización de fallas mecánicas y/o eléctricas, tales como: desplazamiento y/o deformación de bobinas, localización de descargas parciales, degradación del aislamiento, además de la elaboración de modelos de alta frecuencia a partir de los parámetros RLC identificados, pudiendo analizar transitorios de alta frecuencia, así como distribución de voltajes de impulso. Otra de las áreas de oportunidad que se pueden generar con la identificación de parámetros RLC, es la creación de nuevas metodologías de protección para el transformador eléctrico a partir de los parámetros estimados.

### 1.6. Estructura de la Tesis

Esta tesis consta de 6 capítulos, divididos de la siguiente manera:

**Capitulo 1:** En este capítulo se plantea el problema que se abordará a lo largo de la tesis, además de los objetivos que se alcanzarán, así como los antecedentes orientados a la resolución del mismo problema, finalmente se presenta la hipótesis de la tesis y su respectiva justificación.

**Capitulo 2:** Este capítulo abarca lo referente al funcionamiento del transformador eléctrico de potencia y su modelado, tanto para transitorios de alta frecuencia como para baja frecuencia.

Capitulo 3: Se explicarán cada uno de los fundamentos de las técnicas seleccionadas, tales como Redes Neuronales, Mínimos Cuadrados y Algoritmo Evolutivo Evonorm, así como su metodología.

**Capitulo 4:** Este capítulo se enfocará a aplicar lo visto en el capitulo 3 y posteriormente implementar las metodologías seleccionadas para la identificación de los parámetros RLC del devanado de un transformador.

**Capitulo 5:** En este capítulo se muestran los resultados obtenidos para cada una de las metodologías, y su análisis, con respecto a la identificación de parámetros RLC y a otras técnicas utilizadas en la literatura.

**Capitulo 6:** Por último se muestran las conclusiones obtenidas con respecto a cada una de las metodologías, las aportaciones que se realizaron y el trabajo a futuro.

## Capítulo 2

# Transformador Eléctrico de Potencia y su Modelado

## 2.1. Introducción

Los transformadores son elementos muy importantes para el S.E.P. los cuales son necesarios para la elevación y reducción de voltaje en el lugar indicado, siendo comúnmente altos voltajes para transmisión y bajos voltajes para áreas de consumo de energía eléctrica. Los transformadores eléctricos pueden subdividirse en monofásicos o trifásicos, que a pesar de tener el mismo funcionamiento, difieren en su construcción. En este capítulo se da a conocer la base para el modelado de un transformador eléctrico partiendo del transformador ideal hacia el real. Posteriormente se deduce el circuito equivalente para el modelado del transformador tanto en baja frecuencia como en alta frecuencia [12].

## 2.2. Principio de Funcionamiento del transformador Ideal

En la figura 2.1, se muestra un transformador monofásico, el cual está constituido por un núcleo magnético en color azul, con devanados tanto primario como secundario. El devanado primario es en el que se encuentra conectada la fuente original de voltaje, y el devanado secundario será en el que se conecte la carga a alimentar. Según estas conexiones podemos determinar si el transformador es elevador o reductor de voltaje. El transformador presenta unas pérdidas  $P_{fe}$  en el hierro del núcleo y los devanados primario y secundario con  $N_1$  y  $N_2$  espiras respectivamente. En la figura 2.1, se muestran las corrientes y tensiones con el sentido correspondiente a la transferencia normal de energía. En este caso el devanado primario (izquierdo) constituye un receptor respecto a la fuente de alimentación (El S.E.P.), lo que significa que el transformador se comporta como una carga, absorbiendo una potencia con lo cual es desarrolla una f.c.e.m (Fuerza Contra Electromotriz). Cada uno de los devanados presentan una resistencia eléctrica, inductancia y capacitancias, ya sea por su forma de construcción, geometría o por el material mismo, en los cuales los valores pueden ser pequeños pero en cualquier caso no nulas. El devanado secundario se comporta como un generador respecto a la carga conectada en sus bornes, suministrado la corriente y potencia requeridas. Debido a que las imperfecciones reales que tiene la



Figura 2.1: Transformador Monofásico

máquina pueden enmascarar los fenómenos físicos presentados en el transformador, se supone, en un principio, que se cumplen las condiciones ideales siguientes:

 Los devanados primario y secundario poseen resistencias óhmicas despreciables, lo que significa que no hay pérdidas por efecto Joule y no existen caídas resistivas en el transformador.

 No existen flujos de dispersión, lo que significa que todo flujo magnético está confinado en el núcleo y enlaza ambos devanados, primario y secundario.

Al aplicar una tensión alterna en el primario, producirá una corriente alterna, que a su vez generará un flujo alterno en el núcleo cuyo sentido se deriva de la Ley de Ampere para dicho devanado. Debido a la variación en el tiempo de dicho flujo provocarán unas f.e.m. inducidas en los devanados, que según la Ley de Faraday responderán a las siguientes ecuaciones:

$$E_1 = N_1 \cdot \frac{d\phi}{dt} \tag{2.1}$$

$$E_2 = N_2 \cdot \frac{d\phi}{dt} \tag{2.2}$$

$$\phi = \phi_m \cdot sen(\omega t) = \phi_m \cdot cos(\omega t - \frac{\pi}{2})$$
(2.3)

$$V_1 = E_1 = N_1 \cdot \omega \cdot \phi_m \cdot \cos(\omega t) \tag{2.4}$$

$$V_2 = E_2 = N_2 \cdot \omega \cdot \phi_m \cdot \cos(\omega t) \tag{2.5}$$

Las tensiones van adelantadas en 90° con respecto al flujo, siendo sus valores eficaces:

$$V_1 = E_1 = \frac{N_1 \cdot \omega \cdot \phi_m}{\sqrt{2}} \tag{2.6}$$

$$V_2 = E_2 = \frac{N_2 \cdot \omega \cdot \phi_m}{\sqrt{2}} \tag{2.7}$$

En el caso de las corrientes, cuando el transformador se encuentra en vacío, el devanado primario se comportará como una bobina con núcleo de hierro. Debido a esto, absorberá una corriente de vacío  $I_0$  desfasada en un ángulo  $\varphi_0$  con respecto a la tensión primaria y consumiendo una potencia  $P_0$ , la cual es igual a las pérdidas en el hierro  $P_{fe}$ , cumpliéndose las siguiente ecuación:

$$P_0 = P_{fe} = V_1 \cdot I_0 \cdot \cos(\varphi_0) \tag{2.8}$$

Cuando el transformador alimenta una carga, aparece una corriente en el secundario que corresponde a la siguiente ecuación:

$$I_{2} = \frac{E_{2}}{Z_{2}} = \frac{E_{2} \angle 0^{\circ}}{Z_{2} \angle \varphi_{2}} = \frac{E_{2}}{Z_{2}} \angle -\varphi_{2}$$
(2.9)

Por lo tanto la corriente  $I_2$  produce una f.m.m  $N_2 \cdot I_2$  opuesta a la f.m.m del primario  $N_1 \cdot I_0$ . Para compensar este equilibrio, es preciso anular la f.m.m  $N_2 \cdot I_2$  del secundario, mediante una corriente adicional  $I'_2$  por el primario, de tal forma que se cumpla la siguiente igualdad:

$$N_2 \cdot I_2 = N_1 \cdot I_2' \tag{2.10}$$

De donde podemos deducir:

$$I_2' = \frac{N_2}{N_1} \cdot I_2 \tag{2.11}$$

De este modo, la corriente total necesaria en el primario  $I_p$  será igual a:

$$I_1 = I_0 + I'_2 = I_0 + \frac{N_2}{N_1} \cdot I_2 = I_0 + \frac{I_2}{m}$$
(2.12)

A plena carga la corriente  $I'_s$  es del orden de veinte veces  $I_0$ , por lo que puede despreciarse en la expresión la corriente de vacío frente a  $I'_s$ , que se denomina corriente secundaria reducida. En consecuencia, la expresión se transforma en:

$$I_1 = I_2' = \frac{N_2}{N_1} \cdot I_2 = \frac{I_2}{m}$$
(2.13)

## 2.3. Principio de Funcionamiento del transformador Real

Como se puede apreciar en el estudio de transformadores ideales presentado en la sección anterior, se anularon el efecto de la resistencia y los flujos de dispersión en los devanados. En los transformadores reales, ambas cualidades se tienen en cuenta.



Figura 2.2: Transformador Monofásico Real

Las resistencias  $R_1$  y  $R_2$  de cada uno de los devanados se consideran fuera de la propia bobina. Los flujos de dispersión que aparecen en los devanados, se distribuyen por caminos no magnéticos como el aire. A su vez, estos flujos dispersos dan lugar a reactancias de dispersión como se indica a continuación.

$$\phi_1 = \phi + \phi_{d1}; \phi_2 = \phi + \phi_{d2} \tag{2.14}$$

$$L_{d1} = N_1 \cdot \frac{d\phi_{d1}}{dt}; L_{d2} = N_2 \cdot \frac{d\phi_{d2}}{dt}$$
(2.15)

$$X_1 = L_{d1} \cdot \omega; X_2 = L_{d2} \cdot \omega \tag{2.16}$$

Por lo tanto en los devanados primario y secundario se cumplirán las siguientes ecuaciones:

$$V_1 = E_1 + R_1 \cdot I_1 + L_{d1} \cdot \frac{dI_1}{dt}; E_2 = V_2 + R_2 \cdot I_2 + L_{d2} \cdot \frac{dI_2}{dt}$$
(2.17)

$$V_1 = E_1 + R_1 \cdot I_1 + j \cdot X_1 \cdot I_1; E_2 = V_2 + R_2 \cdot I_2 + j \cdot X_2 \cdot I_2$$
(2.18)

$$E_1 = N_1 \cdot \frac{d\phi}{dt}; E_2 = N_2 \cdot \frac{d\phi}{dt}$$
(2.19)

## 2.4. Circuito Equivalente de un Transformador

La intención consiste en sustituir el transformador por un circuito equivalente que incorpore los fenómenos físicos que se producen en la máquina real. La ventaja de desarrollar circuitos equivalentes de máquinas eléctricas es poder aplicar todo el potencial de la teoría de redes eléctricas para anticipar el funcionamiento de una máquina ante determinadas condiciones de funcionamiento.

Inicialmente, se parte con la reducción de ambos devanados al mismo número de espiras. Generalmente, esto se hace refiriendo el secundario al primario, es decir,  $N'_2 = N_1$ . Para que este nuevo transformador sea equivalente se debe conservar la energía, en este caso las potencias.

Las modificaciones se llevan a cabo a las tensiones, corrientes e impedancias.

a) Tensiones

$$\frac{E_1}{E_2} = \frac{N_1}{N_2} = m \longrightarrow E_2 = \frac{E_1}{m}$$
(2.20)

$$\frac{E_1}{E'_2} = \frac{N_1}{N'_2} = 1 \longrightarrow E'_2 = E_1 = m \cdot E_2$$
(2.21)

Y esto sirve para cualquier tensión en el secundario

$$V_2' = m \cdot V_1 \tag{2.22}$$

b) Corrientes

$$V_2 \cdot I_2 = V_2' \cdot I_2' \tag{2.23}$$

## 2.5. Modelado del Devanado de Transformador en Baja Frecuencia

En el S.E.P. existen diversas razones por las cuales se generan transitorios electromagnéticos tales como maniobras, ya sea por energizar líneas de transmisión, re-cierre de circuitos, ferro-resonancia en transformadores etc., los cuales tienen distintos rangos de frecuencia para cada tipo de evento. El transformador eléctrico está expuesto a fenómenos transitorios que oscilan entre 0.1 Hz y 50 MHz, y para la simulación de cada fenómeno es necesario el modelado de cada elemento de la red, de acuerdo a la frecuencia involucrada. El modelado de cada elemento se vuelve más complejo si el fenómeno a simular tiene mayor nivel de frecuencia, por lo tanto la simulación solo puede abarcar una sección menor del S.E.P.

#### 2.5.1. Modelo de Baja Frecuencia

En la tabla 2.1 se muestran algunos de los fenómenos transitorios que se pueden presentar en el S.E.P.: Y según el rango de frecuencias se pueden clasificar como se

	Origen	Rango de Frecuencias
1	Ferro-resonancia en transformadores	0,1 Hz - 1 kHz
2	Cambio Instantáneo de Carga	0,1 Hz - 3 kHz
3	Energización de líneas	50 Hz - 20 kHz
4	Re-cierre de líneas	50 Hz - 20 kHz
5	Fallas en líneas	50 Hz - 20 kHz
6	Tensión transitoria de recuperación	50 Hz - 20 kHz
7	Arco secundario en interruptores	10 kHz - 1 MHz
8	Descargas atmosféricas	10 kHz - 3 MHz
9	Fallas en subestaciones encapsuladas	100 kHz - 50 MHz

Tabla 2.1: Rango de Frecuencia en Transitorios Electromagnéticos

muestra en la tabla 2.2: Para los estudios de baja frecuencia el transformador es mo-

	Estudio Transitorio	Rango de Frecuencias
1	Estado Estable	0,1 Hz - 3 kHz
2	Estudios de media Frecuencia	50 Hz - 20 kHz
3	Fenómenos de alta Frecuencia	20 kHz - 50 MHz

Tabla 2.2: Clasificación de Fenómenos Transitorios

delado como un elemento concentrado, y su representación Circuital consta de una inductancia y una resistencia, esto es debido a que la frecuencia máxima involucrada puede llegar a ser del orden de 3kHz, y debido a esto es posible modelarlo como un parámetro concentrado ya que la distancia máxima involucrada del elemento es 10 veces menor a la longitud de onda involucrada. En estos rangos de frecuencias, las capacitancias no tienen un valor altamente significativo en comparación con las inductancias y resistencias debido a las frecuencias tan bajas, presentes en el análisis. En la figura 2.3 se muestra el modelo utilizado para representar la bobina del transformador eléctrico para un rango de frecuencias menor a 3kHz, por lo tanto el modelo utilizado corresponde a la clasificación de modelos de baja frecuencia.

La bobina consta de una resistencia concentrada  $R_s$  la cual representa la resisten-



Figura 2.3: Modelo de Bobina para Baja Frecuencia

cia eléctrica del devanado y la  $L_s$  representa la inductancia del devanado debido al enrollamiento del mismo. El transformador alimenta a la salida una carga  $R_{Load}$ , con un determinado voltaje de entrada  $V_{IN}$  y el voltaje medido en terminales del transformador  $V_{OUT}$ .

#### Función de Transferencia para modelo de Baja Frecuencia

La función de transferencia es una propiedad del sistema y depende de las propiedades físicas de los componentes del sistema. La función de transferencia viene dada como el cociente de dos polinomios en la variable compleja s de Laplace, uno, N(s) (numerador) y otro D(s) (denominador).

De la función de transferencia de un sistema podemos determinar lo siguiente:

 El grado del denominador de la función de transferencia corresponde al orden del sistema.

- Conocida la función de transferencia de un sistema se puede estudiar la salida del mismo para distintos tipos de entradas.
- Calculando la trasformada inversa se obtiene la respuesta en el tiempo del sistema ante esa entrada determinada.

Para determinar la función de transferencia del modelo del devanado del transformador es necesario representar tanto las inductancias como las resistencias en el dominio de Laplace, como se muestra en la tabla 2.3. Basandose en la tabla 2.3

Tabla 2.3: Valores de Impedancia y Reactancia en dominio de la frecuencia

ELEMENTO DEL CIRCUITO	IMPEDANCIA	REACTANCIA
Resistencia	R	-
Bobina	$j\omega L$	$\omega L$
Condensador	$j\frac{1}{\omega C}$	$\frac{1}{\omega C}$

podemos determinar las siguientes impedancias:

$$Z_1 = R_s + sL_s; Z_2 = R_L (2.24)$$

En conjunto con las impedancias y la figura 2.3 y haciendo uso del teorema de división de voltajes, se obtiene lo siguiente:

$$V_{out} = V_{in} \left(\frac{Z_2}{Z_2 + Z_1}\right) \tag{2.25}$$

$$FT(s) = \frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{R_L}{R_L + R_s + s \cdot L_s}$$
(2.26)

Finalmente se multiplica la expresión obtenida por el coeficiente inverso que acompañe al operador s, que en este caso se trata de  $\frac{1}{L_s}$  para obtener asi la siguiente expresión:

$$FT(s) = \frac{V_{in}}{V_{out}} = \frac{\frac{R_L}{L_s}}{\frac{R_L + R_s}{L_s} + s}$$
(2.27)

Para un mejor análisis de la función de transferencia se recomienda una representación logarítmica, lo que constituye el diagrama de bode.

#### Modulo

Eje Y:

 $A(dB) = 20 \cdot Log(|H(\omega)|)$ 

Eje X:

 $\omega$ en escala logarítmica

Fase

Eje Y:

$\phi$	[H(	$(\omega)$		${\rm en}$	escala	lineal
--------	-----	------------	--	------------	--------	--------

Eje X:

#### $\omega$ en escala logarítmica

Cada una de estas representaciones gráficas representa el Diagrama de Bode de Módulo y de Fase, respectivamente. Aplicando logaritmos podemos representar el módulo de  $H(\omega)$  como suma y diferencia de factores.

$$|H(\omega)| = \frac{\prod_i |N_i|}{\prod_k |D_k|} \longrightarrow 20Log_{10} = \frac{\prod_i |N_i|}{\prod_k |D_k|}$$
(2.28)

$$= 20Log_{10} \prod_{i} |N_i| - 20Log_{10} \prod_{k} |D_k|$$
(2.29)

$$= 20Log_{10}N_1 + \ldots + 20Log_{10}N_m - 20Log_{10}D_1 - \ldots - 20Log_{10}D_n$$
(2.30)

## 2.6. Modelado del Devanado de Transformador en Alta Frecuencia

Como se mencionó anteriormente existen distintos tipos de transitorios electromagnéticos a los cuales está sujeto tanto el S.E.P. como el transformador eléctrico, y es necesario tener un modelo para representar su comportamiento, sin embargo, en el caso de transitorios rápidos por encima de los 20 kHz, es necesario contar con un modelo que incluya las capacitancias involucradas en el transformador debido a la separación de espiras en el devanado y separación entre devanados y el tanque mismo, siendo este último, la referencia a tierra; ya que a altas frecuencias, el efecto de las capacitancias dominará y la salida de voltaje existirá con muchos puntos de resonancia [1]. Las capacitancias tienen un valor significativo a altas frecuencias con respecto a los otros elementos del transformador, y en conjunto con las resistencias e inductancias de cada una de las espiras se logra obtener un modelado RLC del transformador.

#### 2.6.1. Modelo de Alta Frecuencia

Para referirse a transitorios rápidos podemos observar las tablas 2.1 y 2.2 en las cuales los transitorios arriba de 20 kHz son considerados de alta frecuencia. Cada transformador tiene una única función de transferencia y puede ser modelado por una cadena de inductancias a tierra y sus capacitancias entre devanados. Estos modelos se pueden utilizar para relacionar los datos de respuesta en frecuencia a la estructura mecánica del transformador y medir cambios significativos en el devanado.

El modelo del transformador a alta frecuencia se basa en la aproximación del circuito globalizado donde los elementos del transformador incluyendo devanados, núcleo, etc. están representados por parámetros eléctricos que pueden ser medidos o calculados. En la figura 2.4 se representa una sección del devanado del transformador, la cual siendo repetida una determinada cantidad de veces, nos proporcionará un modelo tipo escalera en el cual se incluyen las secciones del devanado. En este modelo  $R_s$  representa la resistencia de una sección del devanado,  $L_s$  representa la inductancia



Figura 2.4: Modelo de Bobina para Alta Frecuencia

de fuga,  $C_{sh}$  representa las capacitancias entre espiras del devanado y  $C_g$  representa la capacitancia a tierra.

#### Función de Transferencia para modelo de Alta Frecuencia

Como se mencionó anteriormente, la función de transferencia depende de las propiedades físicas de los componentes del sistema y está dada como el cociente de dos polinomios en la variable compleja s de Laplace.

Cabe mencionar que el devanado del transformador es un conjunto de espiras idealmente idénticas, por lo tanto la función de transferencia de una sección se ve repetida "n" veces, donde "n" es el número total de secciones del devanado. Para facilitar la identificación de los parámetros RLC, dicha función de transferencia repetida "n" veces puede ser representada como la misma elevada a un exponente "n".La función de transferencia correspondiente al modelo presentado en la figura 2.4 a partir de la tabla 2.3 es la siguiente:

$$Z_1 = R_s + sL_s; Z_2 = \frac{1}{s}C_{sh}; Z_3 = \frac{1}{s}C_g$$
(2.31)

$$Z_{12} = \frac{(R_s + sL_s)\left(\frac{1}{s}C_{sh}\right)}{R_s + sL_s + \frac{1}{s}C_{sh}} \longrightarrow Z_{12} = \frac{\frac{R_s}{sC_{sh}} + \frac{L_s}{C_sh}}{R_s + sL_s + \frac{1}{s}C_{sh}}$$
(2.32)

$$Z_{12} = \frac{\frac{R_s + sL_s}{sC_{sh}}}{R_s + sL_s + \frac{1}{s}C_{sh}} \longrightarrow Z_{12} = \frac{R_s + sL_s}{sC_{sh}\left(R_s + sL_s + \frac{1}{s}C_{sh}\right)}$$
(2.33)

$$Z_{12} = \frac{R_s + sL_s}{sR_sC_{sh} + s^2C_{sh}L_s + 1} \longrightarrow Z_{12} = \frac{R_s + sL_s}{s^2(C_{sh}L_s) + s(R_sC_{sh}) + 1}$$
(2.34)

En conjunto con las impedancias y la figura 2.4 y haciendo uso del teorema de división de voltajes, se obtiene lo siguiente:

$$V_{out} = V_{in} \left( \frac{Z_3}{Z_{12} + Z_3} \right) = V_{in} \left( \frac{\frac{1}{sC_g}}{\frac{R_s + sL_s}{(s^2(C_{sh}L_s) + s(R_sC_{sh}) + 1)} + \frac{1}{sC_g}} \right)$$
(2.35)

$$V_{out} = V_{in} \left( \frac{\frac{1}{sC_g}}{\frac{(R_s + sL_s)sC_g + s^2(C_{sh}L_s) + s(R_sC_sh) + 1}{sC_g(s^2(C_{sh}L_s) + s(R_sC_{sh}) + 1)}} \right)$$
(2.36)

$$V_{out} = V_{in} \left( \frac{s^2 \left( C_{sh} L_s \right) + s \left( R_s C_{sh} \right) + 1}{s C_g R_s + s^2 L_s C_g + s^2 \left( C_{sh} L_s \right) + s \left( R_s C_{sh} \right) + 1} \right)$$
(2.37)

$$FT(s) = \frac{V_{out}}{V_{in}} = \left(\frac{s^2 \left(C_{sh}L_s\right) + s \left(R_s C_{sh}\right) + 1}{s^2 \left(C_{sh} + C_g\right) L_s + s \left(C_{sh} + C_g\right) R_s + 1}\right)$$
(2.38)

Para una representación y análisis más cómodo se puede realizar un diagrama de bode de la Función de Transferencia obtenida anteriormente con la ecuación 2.30.

Además de los parámetros anteriormente mencionados, se pueden representar los acoplamientos mutuos entre secciones del devanado con otras del mismo y contra el resto de devanados presentes en el transformador, en la ecuación 2.39 se muestra la representación matricial de inductancias mutuas en un transformador así como sus resistencias de devanado.

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 + R_{jk} & \dots & R_{jk} \dots & R_{jk} \\ R_{jk} & \ddots & \vdots \\ R_{jk} & \dots & R_N + R_{jk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_1 + L_{jk} & \dots & L_{jk} \dots & L_{jk} \\ L_{jk} & \ddots & \vdots \\ L_{jk} & \dots & L_N + L_{jk} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_N \end{bmatrix}$$

$$(2.39)$$

Las ecuaciones matriciales anteriores muestran como se distribuyen los acoplamientos magnéticos en el transformador, sin embargo el incluir dichas inductancias mutuas crea un análisis mas complejo, para este trabajo de tesis se analizó únicamente el transformador con espiras idénticas y se retiraron los acoplamientos mutuos, generando una estimación aceptable, sin embargo se podría complementar agregando estas a las ecuaciones descritas anteriormente como un trabajo a futuro.

## Capítulo 3

# Fundamentos de Técnicas de Identificación de Parámetros

## 3.1. Introducción

El transformador es un elemento primordial para el S.E.P. por lo tanto es vital conocer su estado de operación. Anteriormente se mencionó que distintos autores han incursionado en la estimación de los parámetros RLC del modelo de alta frecuencia del transformador por medio de técnicas de identificación de parámetros clásicas. Debido a la variedad de técnicas se hizo una investigación y se llegó a la conclusión de que una de las mejores técnicas propuestas es el método de mínimos cuadrados (LS por sus siglas en inglés *Least Squares*), sin embargo se presentan algunas dificultades como se mencionarán, por lo tanto se propone una técnica alternativa para superar ese obstáculo, así como sus fundamentos. Por otra parte se ve la oportunidad de mejorar la implementación de las redes neuronales como técnicas de identificación de parámetros y las bases de estas técnicas son explicadas en este capítulo.

### 3.2. Fundamentos de Mínimos Cuadrados

El problema radica en determinar el modelo matemático de un sistema desconocido mediante la observación de las señales de entrada y salida del sistema analizado, a esto se le denomina como identificación del sistema. Los propósitos de la identificación de un sistema son diversos, tales como:

- Predicción del comportamiento de un sistema.
- Explicación de la interacción entre las entradas y salidas de un sistema.
- Diseño de un controlador basado en el modelo del sistema
- Además de obtener un modelo del sistema para realizar simulación por computadora.

La identificación del sistema generalmente involucra 2 pasos:

#### Identificación de la estructura

En este paso, es necesario determinar previamente cual es el modelo más acorde al sistema que va a ser identificado. Usualmente estos modelos son denotados por la función  $y = f(u; \theta)$ , donde y es la salida del modelo, u es el vector de entrada y  $\theta$  es el vector de parámetros. La determinación de la función f es el problema dependiente, dicha función está basada en la experiencia e intuición del diseñador y las leyes de la naturaleza que gobiernan ese sistema.

#### Identificación de parámetros

En el segundo paso, la estructura del modelo es conocida y lo que se debe realizar es aplicar técnicas de optimización para determinar los parámetros del vector  $\theta$ , llegando a obtener  $\theta = \hat{\theta}$ , lo cual resultara en un modelo  $\hat{\theta} = f(u; \hat{\theta})$  con lo cual se podrá describir el comportamiento del sistema lo más cercano posible a la realidad.

En el caso de que no se tenga conocimiento previo del modelo del sistema analizado, la estimación se volverá más complicada, debido a que será necesario estimar el modelo a base de prueba y error. Por lo general el problema de identificación del sistema se ve reducido a la identificación de los parámetros. En la figura (3.1) se ilustra un diagrama esquemático de la identificación de parámetros, donde una entrada  $u_i$  es aplicada tanto al sistema como al modelo, y la diferencia entre la salida  $y_i$  del sistema objetivo y la salida  $\hat{y}_i$  del modelo es usada de manera apropiada para actualizar el vector de parámetros  $\theta$  para reducir la diferencia.



Figura 3.1: Diagrama de Bloques para Identificación de Parámetros

Los métodos de mínimos cuadrados son herramientas matemáticas poderosas y bien desarrolladas que han sido propuestas y usadas en una variedad de áreas por décadas, incluyendo control adaptativo, procesamiento de señales y estadísticas. Hasta hoy en día, son prueba de herramientas esenciales e indispensables para construir modelos matemáticos lineales. Los mismos conceptos fundamentales pueden ser extendidos para modelos no lineales.

#### 3.2.1. El Estimador Mínimos Cuadrados

En el problema general de mínimos cuadrados, la salida de un modelo lineal y está dada por la expresión:

$$Ay(t) = Bu(t-1),$$
 (3.1)

en donde u(t) es una señal discreta de entrada, y(t) es una señal discreta de salida, A y B son polinomios expresados de la siguiente manera:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \ldots + a_{na} z^{-na}$$
(3.2)

$$B(z^{-1}) = B_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \ldots + b_{nb} z^{-nb}$$
(3.3)

Por lo tanto un modelo que presente el arreglo mostrado en la ecuación 3.1 se puede presentar de la siguiente forma:

$$y\left(t\right) = \mathbf{x}^{T}\boldsymbol{\theta} \tag{3.4}$$

en donde  $\theta$  es un vector de parámetros des conocidos definido como:

$$\theta^T = [-a_1, \dots, -a_{na}, b_0, \dots, b_{nb}] \tag{3.5}$$

y el vector de regresión que consiste en las señales medidas tanto de salida como de entrada del sistema analizado, como se muestra a continuación:

$$\mathbf{x}^{T}(t) = [y(t-1), \dots, y(t-n_{a}), u(t-1), \dots, u(t-n_{b}-1)]$$
(3.6)

un modelo dado de la forma 3.4 presenta una descripción precisa del sistema. Sin embargo, en esta expresión, el vector de parámetros  $\theta$  es desconocido. Por lo tanto es importante determinarlo usando la información disponible en las señales de muestra en la salida y entrada del sistema. Para ese propósito el modelo del sistema se supone de la siguiente forma:

$$y(t) = \mathbf{x}^{T}(t)\,\widehat{\theta} + \widehat{e}(t) \tag{3.7}$$

donde  $\hat{\theta}$  es un vector con los parámetros supuestos del sistema, y  $\hat{e}(t)$  es un error en el modelado al momento t.

El vector de parámetros supuestos,  $\hat{\theta}$ , debe ser escogido de tal manera que el error absoluto en el modelado del sistema sea minimizado. De las ecuaciones 3.4 y 3.7, se deduce que:

$$\widehat{e}(t) = \mathbf{x}^T \left( \theta - \widehat{\theta} \right) \tag{3.8}$$

Después de un intervalo de N periodos de muestreo, el modelo 3.7 se puede representar en forma vectorial como se muestra a continuación:

$$\begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{T}(1) \\ \mathbf{x}^{T}(2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}^{T}(N) \end{bmatrix} \theta + \begin{bmatrix} \widehat{e}(1) \\ \widehat{e}(2) \\ \vdots \\ \widehat{e}(N) \end{bmatrix}$$
(3.9)

Para tener una solución uniforme a la ecuación de acuerdo a los parámetros estimados, dichos parámetros deben ser de la siguiente manera N=m, donde m es el número de parámetros a ser estimado, esto es  $m=n_a + n_b + 1$ . El algoritmo de mínimos cuadrados lineales se refiere a que  $\hat{\theta}$  es escogido en determinada forma en la que se minimiza la suma de los errores cuadráticos:

$$J = \sum_{t=1}^{N} \hat{e}^2 = \hat{e}^T \hat{e}$$
(3.10)

para concluir, el vector de parámetros supuestos del sistema,  $\hat{\theta}$ , presenta la solución a la ecuación:

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}} = 0 \tag{3.11}$$

De acuerdo con la ecuación 3.9 y 3.10, la solución a la ecuación 3.11 es de la siguiente forma:

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}} = 0 \Longrightarrow \frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}} = [\mathbf{y} - \mathbf{X}\theta] [\mathbf{y} - \mathbf{X}\theta]$$
(3.12)

$$\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \theta^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \theta + \theta \mathbf{X}^T \mathbf{X} \theta = 0$$
(3.13)

$$-\mathbf{X}^{T}\mathbf{y} - \mathbf{y}^{T}\mathbf{X} + 2\mathbf{X}^{T}\mathbf{X}\theta = -2\mathbf{X}^{T}\mathbf{y} + 2\mathbf{X}^{T}\mathbf{X}\theta = 0$$
(3.14)

$$\theta = \left[\mathbf{X}^T \mathbf{X}\right]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$
(3.15)

Con la ecuación 3.15 podemos obtener los coeficientes que representan tanto el modelo de baja y alta frecuencia del devanado del transformador, sin embargo estos son obtenidos en el plano "z", por lo tanto es necesario transformarlos a coeficientes de "laplace.º del plano "s", para lo cual sugerimos la transformación bilineal o método de "Tustin". Una vez que los coeficientes hayan sido obtenidos, el siguiente paso será solucionar el sistema de ecuaciones; uno de los métodos designados para esto es el de "Newton Raphson". En capítulos posteriores se mencionará de donde se obtienen las ecuaciones con las que se formó la matriz 3.18 y consecuentemente el Jacobiano 3.19.

$$F(x) = [f_1(x), f_2(x), f_3(x), f_4(x)]; \qquad F(x) = 0; \tag{3.16}$$

$$F(x) = \begin{bmatrix} C_{sh} \cdot L_{sh} - 2,357x10^{-15} \\ C_{sh} \cdot R_{sh} - 3,159x10^{-11} \\ (C_{sh} + C_g)L_{sh} - 5,423x10^{-13} \\ (C_{sh} + C_g)R_{sh} - 3,616x10^{-9} \end{bmatrix}$$
(3.17)

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\delta f_1}{\delta R_{sh}} & \frac{\delta f_1}{\delta C_{sh}} & \frac{\delta f_1}{\delta C_g} & \frac{\delta f_1}{\delta L_{sh}} \\ \frac{\delta f_2}{\delta R_{sh}} & \frac{\delta f_2}{\delta C_{sh}} & \frac{\delta f_2}{\delta C_g} & \frac{\delta f_2}{\delta L_{sh}} \\ \frac{\delta f_3}{\delta R_{sh}} & \frac{\delta f_3}{\delta C_{sh}} & \frac{\delta f_3}{\delta C_g} & \frac{\delta f_3}{\delta L_{sh}} \end{bmatrix}$$
(3.18)  
$$J(x) = \begin{bmatrix} 0 & L_{sh} & 0 & C_{sh} \\ C_{sh} & R_{sh} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sh} & L_{sh} & (C_{sh} + C_g) \\ (C_{sh} + C_g) & R_{sh} & R_{sh} & 0 \end{bmatrix}$$
(3.19)

En la ecuación 3.19, podemos determinar que es una matriz singular o muy cercana a la singularidad, por lo tanto no es posible determinar una solución confiable.

#### 3.2.2. Transformada Bilineal o regla de Tustin

A partir de la relación entre la variable "s" y "z" dada por la ecuación (3.20) mostrada a continuación:

$$z = e^{sT} \tag{3.20}$$

despejando "s"

$$s = \frac{1}{T}ln(z) \tag{3.21}$$

y desarrollando en forma de serie infinita el logaritmo natural de "z" tenemos:

$$s = \frac{2}{T} \frac{(z-1)}{(z+1)} + \frac{2}{3T} \frac{(z-1)^3}{(z+1)^3} + \frac{2}{5T} \frac{(z-1)^5}{(z+1)^5} + \dots$$
(3.22)

y aproximando "s" al primer término de la serie

$$s \approx \frac{2}{T} \frac{(z-1)}{(z+1)} \tag{3.23}$$

La transformación bilineal mape<br/>a el plano "s" en un círculo unitario en el plano "<br/> z"

## 3.3. Fundamentos de Algoritmos Evolutivos (Evonorm)

#### 3.3.1. Introducción a los Algoritmos Evolutivos

En la sección anterior se presentó el caso de la estimación de los coeficientes de una función de transferencia, lo cual ayudará a su vez a la identificación de los parámetros RLC del transformador, sin embargo existen dificultades que se presentan ya que es complicado estimar los parámetros a partir del sistema de ecuaciones, el cual se analizará en el capítulo siguiente así como su propuesta de solución, por lo tanto se optó por buscar una técnica que permita resolver de una manera eficiente y precisa dicho sistema de ecuaciones, por lo tanto se propuso el uso del algoritmo Evonorm, para cumplir dicha tarea.

Los algoritmos evolutivos son inspirados en la Teoría de evolución de Darwin y en el desarrollo de la informática evolutiva. Existen algunas definiciones de algoritmos evolutivos que se basan en técnicas de optimización y búsquedas de soluciones basadas en la selección natural y genética que permiten solucionar problemas no lineales que involucran muchas variables de búsquedas en problemas complejos. Los algoritmos evolutivos tuvieron su origen en el año 1960 introducido por John Holland quien incorporo los métodos de selección natural y supervivencia a la resolución de problemas de IA. Los algoritmos evolutivos surgieron por la simulación de procesos de la evolución natural como resultado de esto es la optimización estocástica (Algoritmos evolutivos)

#### 3.3.2. Estructura del Algoritmo Evolutivo

Un algoritmo evolutivo está compuesto por una función que permite medir la amplitud de las soluciones candidatas que permiten resolver el problema, la amplitud es utilizada por los algoritmos evolutivos como mecanismos de selección que permiten crear nuevas soluciones al problema que deseamos resolver. Existen ciertos aspectos que determinan el funcionamiento básico de un algoritmo evolutivo o genético, a continuación se definen cada uno de estos conceptos y su importancia en el algoritmo.

• Función Objetivo. Los algoritmos evolutivos son utilizados para resolver problemas de optimización, los cuales poseen una función objetivo que es la función que se quiere optimizar. Tanto los algoritmos genéticos como evolutivos utilizan la función objetivo para asignar a cada individuo (I) de una población (P) un valor optimo que le corresponda utilizando para este mecanismos de selección que identifican las mejores soluciones.

Por lo general la función objetivo es independiente de cada problema a resolver y es proporcionada por el usuario. Todas las funciones objetivas se pueden representar de diferentes maneras ya sea en funciones matemáticas o formulación de problemas. A continuación se describen las etapas de la metodología en la cual se basan los algoritmos evolutivos.

 Selección. La selección es lo más importante dentro de un algoritmo evolutivo ya que permite obtener la mejor respuesta dentro de espacios de búsquedas que son óptimas. Aunque existen diversos métodos de selección de los mejores resultados y descartar los que no son óptimos, la mayoría de los métodos de selección son estocásticos y determinísticos.

- **Representación**. Es la forma en que se representan los resultados de la ejecución del algoritmo con la selección del mejor individuo.
- Operadores de variación. Una vez que la selección ha elegido a los individuos aptos, éstos deben ser alterados aleatoriamente con la esperanza de mejorar su aptitud para la siguiente generación. Existen dos estrategias básicas para llevar esto a cabo. La primera y más sencilla se llama mutación, el segundo método se llama cruzamiento (crossover).
- Mutación. El término mutación quiere decir çambio", así como en la naturaleza las especies cambian para sobrevivir en un entorno cambiante, en la IA se busca obtener las mejores soluciones a través de la variación de dichas soluciones, esto se realiza variando ciertos cromosomas de la solución. Al igual que en una mutación en lo seres vivos se modifica el gen, en una mutación en un algoritmo genético también causa pequeñas alteraciones en puntos concretos del código de un individuo.
- Crossover. El cruzamiento se basa sobre 2 cadenas (genotipos) para formar una nueva cadena en la nueva generación. Este procedimiento de cruzamiento se selecciona un valor aleatorio de una cadena x donde 1<x<n, x representa el número aleatorio y n el número de elementos de una cadena.

#### 3.3.3. Fundamentos del Algoritmo Evonorm

En esencia, el algoritmo evolutivo es usado para buscar soluciones a un determinado problema, lo cual conforma una forma sencilla de implementar un algoritmo de distribución [13], [14]. Como se mencionó anteriormente, debido a que se trata de un algoritmo evolutivo, se hace uso de la selección de nuevos individuos así como de la generación de nuevas poblaciones; sin embargo el mecanismo de crossover y mutación son substituidos por una estimación de parámetros de una función normal de distribución. Dicho algoritmo evolutivo es llamado Evonorm, y está basado en los siguientes pasos:

- Evaluación de la población (P)
- Selección determinística de individuos de P, generando una nueva población (PS)
- Generación de una nueva población usando PS

Una vez basados en los pasos anteriores, cada una de las soluciones potenciales son representadas en una población P que es una matriz de dimensión  $I_p$  (Total de Individuos)  $\times D_r$  (Total de variables de decisión). Una solución es un arreglo de variables de decisión y este es representado como un vector real. Cada fila de la población P representa un conjunto de variables de decisión. El mecanismo de selección es determinístico porque los individuos más cercanos a la solución son seleccionados. Usualmente el número de individuos seleccionados es menor que el número de población original, generalmente un 20 % o 10 % de la población total. Una variable aleatoria con distribución normal es estimada por una variable de decisión, por lo tanto se usa una función de distribución marginal. Existen dos parámetros que son seleccionados, la media y la desviación estándar, que son determinados usando los valores de los individuos seleccionados. La población de los individuos seleccionados es  $P_s$  de tamaño  $I_s$  y  $D_r$ . Las ecuaciones (3.24, 3.25) son usadas para calcular la media y la desviación estándar considerando cada vector de la población  $P_s$ .

$$\mu_{pr} = \sum_{k=1}^{I_s} (Ps_{pr,k}) / I_s \tag{3.24}$$

$$\sigma_{pr} = \sqrt{\left(\sum_{k=1}^{I_s} (Ps_{pr,k} - \mu_{pr})^2)/I_s\right)}$$
(3.25)

Donde  $pr = 1..D_r$  Una nueva población es generada usando las variables normales estimadas aleatoriamente. La mejor solución encontrada  $I_x$  en ese momento, está envuelta en la generación, por lo tanto en el 50 % de las veces la media es usada en los cálculos y en el otro 50 % del tiempo la mejor solución encontrada  $I_x$  es usada como la media como se muestra en al siguiente ecuación:

$$P_{i,pr} = \begin{cases} N(\mu_{pr}, \sigma_{pr}) & U() > 0.5\\ N(Ix_{pr}, \sigma_{pr}) & diferente \end{cases}$$
(3.26)

La variable aleatoria U() tiene un función de distribución normal, N() es una variable aleatoria con función de distribución normal.

### 3.4. Fundamentos de Redes Neuronales

#### 3.4.1. Introducción a las Redes Neuronales

El cerebro humano es una fuente natural de inteligencia, la cual puede ser comparada analógica-mente con una computadora. El cerebro procesa un conjunto de datos incompletos obtenidos por percepción de distintos sentidos a una determinada velocidad. A pesar de que la función neuronal es más lenta que las compuertas electrónicas de hoy en día, el cerebro humano puede procesar información tanto visual como auditiva a una velocidad mucho más rápida que las computadoras modernas.

Inspirado por el sistema biológico nervioso, distintos investigadores, especialmente los que se dedican a crear modelos del cerebro, han explorado las redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés, "Artificial Neural Networks"). Ellos modelan el cerebro como un sistema dinámico no lineal continuo en el tiempo con determinadas conexiones que asemejan al cerebro para simular un comportamiento inteligente. Dichas conexiones reemplazan simbológicamente representaciones estructuradas con representaciones distribuidas en la forma de pesos entre un gran conjunto de neuronas interconectadas (o unidades de procesamiento). Para lo cual no se necesitan flujos críticos de decisiones en sus algoritmos. Las redes neuronales artificiales, o simplemente redes neuronales (RNs) han sido estudiadas por más de tres décadas desde Rosenblatt [15] que aplicó por primera vez perceptrones de una sola capa a un patrón de clasificación en los años 1950s. Sin embargo, debido a que Minsky and Papert [16] señalaron que un sistema de una capa es muy limitado y expresaron un pesimismo por los sistemas multicapas, el interés en RNs se vio disminuido en los años 197's. El reciente resurgimiento de interés en el campo de las RN's ha sido inspirado por los nuevos desarrollos en algoritmos de aprendizaje de las RN, [17] [18] [19] [20], análogo a circuitos VLSI (Por sus siglas en Ingles "*Very large scale integrated*"), y paralelo a las técnicas de procesamiento [21]. Algunos modelos de RN han sido propuestos e investigados en los últimos años. Estos modelos de RN pueden ser clasificados según ciertos criterios, tales como sus métodos de aprendizaje, arquitecturas, implementaciones, tipos de nodos, operaciones, conexión de pesos, y demás. Debido a que nosotros estamos interesados en conformar el mapeo de la entrada-salida de la RN de acuerdo a un conjunto de datos de entrenamiento, nos enfocaremos en la implementación de RN con entrenamiento supervisado.

#### 3.4.2. Red Neuronal: Arquitectura y Regla de Aprendizaje

La red neuronal representa uno de los primeros intentos en construir sistemas de inteligencia y autoaprendizaje usando componentes simples. Este fue derivado de un modelo de un cerebro biológico, presentado por McCulloch y Pitts [22] en 1943. Después, Rosenblatt [15] diseño la red neuronal con la posibilidad de explicar y modelar las habilidades de reconocimiento de patrones de sistemas visuales biológicos.

En la figura 3.2 se muestra el arreglo de una red neuronal típico para aplicaciones de reconocimiento de patrones, en el cual los patrones visuales son representados como matrices de elementos entre 0 y 1. La primera capa de la red neuronal actúa como un conjunto de "detectores de características" que están cableados a las señales de entrada para detectar características específicas. La segunda capa (salida) toma las salidas de los "detectores de características" en la primer capa y los clasifica de acuerdo a un patrón dado. El entrenamiento se inicia haciendo ajustes a las fuerzas de conexión relevantes (i.e., "pesos" $w_i$ ) y a un valor umbral  $\theta$ . Para un problema de dos clases, la capa de salida usualmente tiene un solo nodo. Para un problema de clase "n" con n  $\geq$  3, la salida usualmente tiene n nodos, cada uno correspondiente a una clase, y el nodo de salida con el valor más grande indica a qué clase pertenece el valor de entrada. Mientras se comienza con un conjunto aleatorio de pesos de co-



Figura 3.2: El Perceptrón

nexión entre capas, el algoritmo básico de aprendizaje para la red neuronal de una sola capa repite los siguientes pasos hasta que los pesos converjan:

- Selecciona un vector de entrada del conjunto de datos de entrenamiento.
- Si la red neuronal da una respuesta incorrecta, modifica todos los pesos de conexión w<sub>i</sub> de acuerdo a:

#### $\Delta w_i = n t_i x_i,$

Donde  $t_i$  es una salida objetivo y n es la tasa de entrenamiento.

La regla anterior puede ser aplicada para actualizar el umbral  $\theta = (-w_0)$ . El valor para la tasa de entrenamiento puede ser una constante a lo largo del entrenamiento; o puede variar proporcionalmente según el error. Una *n* que es proporcional al error usualmente conduce más rápido a la convergencia pero puede causar un entrenamiento inestable.

#### 3.4.3. Método para Entrenamiento por retropropagación

Alrededor de los años 1960s y 1970s se vio una disminución en el interés por las redes neuronales debido a la falta de métodos de entrenamiento efectivos para redes con multicapas. Esto no cambió hasta la reformulación de la metodología de entrenamiento por retro propagación para redes neuronales de multicapas, en los mediados 1980s por Rumelhart [19].

La parte central de este tipo de entrenamiento radica en cómo obtener recursivamente un vector gradiente en el cual cada elemento es definido como el derivativo de un error medido con respecto a un parámetro. Esto se puede hacer por medio de una regla de cadena. El procedimiento de encontrar el vector gradiente en una estructura tipo red se refiere generalmente a este como**retropropagación** porque el vector gradiente es calculado en dirección opuesta al flujo de salida de cada nodo. Una vez que el gradiente es obtenido, existen distintas técnicas de optimización y regresión disponibles para actualizar los parámetros. En particular, si usamos el vector de gradiente con un método descendiente simple, el resultante paradigma de aprendizaje comúnmente se refiere como **regla de aprendizaje de retro propagación**. Una red neuronal multicapa, es una red adaptativa en la cual sus nodos (o neuronas) realizan la misma función para las siguientes señales; la función de este nodo es usualmente un compuesto de la suma de pesos y una función de activación diferenciable no lineal, también conocida como **función de transferencia**. En la figura 3.3 se representan tres de las funciones de activación más comunes en el algoritmo de retro propagación.

Función Logística

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{3.27}$$

Función Tangente Hiperbólica

$$f(x) = tanh(x/2) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$$
(3.28)

Función Identidad

$$f(x) = x \tag{3.29}$$

Estas funciones también son llamadas funciones sigmoide debido a que sus curvas presentan propiedades de suavidad y asintóticas. (Algunas veces la función tangente hiperbólica es referida como sigmoidal bipolar y la función logística es referida como sigmoidal bipolar y la función de [-1,1] y [0,1] respectiva-



Figura 3.3: Funciones de Transferencia

mente). Ambas funciones de activación son usadas frecuentemente en problemas de regresión y clasificación. Los algoritmos de retro propagación son los más comúnmente usados en las estructuras de RN por sus aplicaciones en una amplia gama de áreas, tales como reconocimiento de patrones, procesamiento de señales, compresión de información, y control automático.

#### 3.4.4. Regla de aprendizaje por retro propagación

Para efectos de simplicidad, asumiremos que el algoritmo de retropropagación en cuestión usa la función logística como su función de activación; el lector está alentado a deducir el procedimiento cuando sean usados otros tipos de funciones de activación.



Figura 3.4: Nodo j de RN Multicapa de retro propagación

La red de entrada  $\overline{x}$  de un nodo, es definida como la suma ponderada de las señales entrantes más un término "bias". Por ejemplo, la red de entrada y salida del nodo j en la figura 3.4 son:

$$\overline{x}_i = \Sigma_i w_{ij} x_i + w_j \tag{3.30}$$

$$x_j = f(\overline{x}_j) = \frac{1}{1 + e^{-\overline{x}_j}}$$
 (3.31)

Donde  $x_i$  es la salida del nodo *i* localizada en cualquiera de las capas anteriores,  $w_{ij}$  es el peso asociado a cada enlace que conecta a los nodos *i* y *j*, y  $w_j$  es el bias del nodo *j*. Dado que los pesos  $w_{ij}$  son de hecho parámetros internos asociados al nodo *j*, cambiando los pesos del nodo alterará el comportamiento del nodo y a su vez altera todo el comportamiento del algoritmo de retro propagación.

## Capítulo 4

# Implementación de Técnicas para la Identificación de Parámetros RLC

### 4.1. Introducción

Como se mencionó en capítulos anteriores, existen distintas técnicas que se enfocan a la identificación de parámetros de algún sistema. Con anterioridad se detectaron las distintas técnicas que se han utilizado para la identificación de parámetros RLC en los devanados de transformadores. La identificación de dichos parámetros puede conducir de una forma más precisa a obtener conclusiones del estado físico interno del transformador, determinando su vida útil y como prologarla, según las medidas correctivas que se generen a partir de dichos parámetros. La identificación se puede usar en conjunto con otras metodologías como lo es FRA (Frequency Response Analysis) como se menciona en [1] y [23], también se encontraron registros para la identificación de la inductancia de fuga, como una medida para determinar la deformación de los devanados del transformador [24]. Además en conjunto con estas técnicas se puede identificar deformaciones directamente en la bobina, según el cambio registrado en algunos parámetros específicos como [2] y [3]. En este capítulo se describe el procedimiento que se siguió para implementar cada una de las técnicas seleccionadas.

## 4.2. Mínimos Cuadrados como Técnica de Identificación de Parámetros RLC

La técnica de mínimos cuadrados ha sido usada en distintas áreas para determinar soluciones a problemas que requieren minimizar un conjunto de datos a una solución en común que contenga los mejores valores que minimicen con conjunto de ecuaciones, comúnmente se usa para ajustar curvas, lo cual consiste en que contenga una serie de puntos y que posiblemente cumpla con una serie de restricciones adicionales.

El uso de mínimos cuadrados se visualiza como una de las mejores técnicas para la identificación de parámetros con respecto al transformador de potencia. En esta sección se describirá la implementación y los resultados obtenidos a partir del uso de esta técnica.

#### 4.2.1. Simulaciones para determinación de señales

Para lograr implementar el algoritmo de Mínimos Cuadrados para la identificación de los parámetros RLC del devanado del transformador, fue necesario desarrollar un conjunto de señales con las cuales se trabajaran, a partir de un modelo construido de tal forma que pueda contener los efectos causados por las capacitancias, inductancias y resistencias equivalentes del transformador. Como se mencionó en el capítulo 2, existen modelos tanto de baja, media y alta frecuencia, y cada uno es elaborado con un propósito en específico según el tipo de estudio que se desee realizar; en el caso de este trabajo, se optó por utilizar un modelo que represente al transformador bajo transitorios de alta frecuencia, en el cual se tomen en cuenta los valores de las capacitancias tanto serie como en paralelo, las primeras representado las generadas entre espiras del devanado, y las últimas, quienes representan las capacitancias existentes entre los devanados y el tanque del transformador, así como el núcleo del mismo. EL Software utilizado para obtener las señales con base a este modelo es el EMTP/ATP (Electromagnetic Transient Program/Alternative Transient Program, por sus siglas en ingles), y en la figura 4.1 se muestra el modelo implementado con sus respectivos valores, los cuales fueron obtenidos en [25].

En la figura 4.1, se puede observar que cada uno de los modelos fue alimentado por



Figura 4.1: Modelos simulados para obtención de señales en EMTP/ATP

un conjunto de fuentes sinusoidales con rangos de frecuencia para el nivel de baja frecuencia desde 100Hz hasta los 1000Hz, y para el modelo de alta frecuencia desde 100kHz hasta 400kHz, se definieron esos rangos de frecuencia debido a las razones explicadas en el capítulo 2. Para cada uno de los modelos se obtuvieron tanto las señales de entrada como de salida  $(V_{in}, V_{out})$ , las cuales serán utilizadas para el algoritmo de mínimos cuadrados y pueden ser observadas en las figuras 4.2 y 4.3.

Como se explicó en el capítulo anterior, es necesario conocer la cantidad de coeficientes que se van a determinar para calcular el vector  $\theta$ , lo cual está en función de las ecuaciones 2.27 y 2.38, quienes representan a la respuesta en frecuencia de los modelos de baja y alta frecuencia respectivamente. Una vez conociendo la cantidad de coeficientes a determinar, se utilizan las señales mostradas en las figuras 4.2 y 4.3 para completar el vector de la ecuación 3.6 para cada uno de los casos. Los



Figura 4.2: Señales de entrada y salida de voltaje en modelo de baja frecuencia



Figura 4.3: Señales de entrada y salida de voltaje en modelo de alta frecuencia

coeficientes obtenidos en el vector  $\theta$  se encontrarán en el dominio "z", por lo tanto es necesario hacer una transformación y llevarlos del dominio "z" al dominio de laplace "s", para lo cual se seleccionó de entre distintos métodos de transformación, el método de "Tustin".

#### 4.2.2. Resultados de Algoritmo de Mínimos Cuadrados

Los coeficientes para cada una de las funciones de transferencia pueden ser obtenidos a partir de la ecuación 3.15. En 4.1 se muestran los resultados obtenidos para el vector  $\theta$  tanto del modelo de baja frecuencia como el de alta frecuencia; cabe mencionar nuevamente que los resultados de este vector se encuentran en el dominio "z".

$$\theta_{baja} = \begin{vmatrix} -1,99982098 \\ 1,00000682 \\ -0,02189317 \\ 0,02229753 \\ -0,00022516 \end{vmatrix} \qquad \theta_{alta} = \begin{bmatrix} -0,91999346 \\ 0,08000006 \end{bmatrix}$$
(4.1)

Una vez que cada uno de los coeficientes han sido transformados y acomodados correctamente se obtiene la ecuación 4.2.

$$\frac{V_{in}}{V_{out}} = \frac{s^2(2,357x10^{-15}) + s(3,159x10^{-11}) + 1}{s^2(5,423x10^{-13}) + s(3,616x10^{-9}) + 1} \qquad \qquad \frac{V_{in}}{V_{out}} = \frac{8,333x10^7}{s + 8,334x10^7} \quad (4.2)$$

A partir de las ecuaciones mostradas en 4.2, es posible obtener los parámetros RLC del devanado del transformador creando un conjunto de sistema de ecuaciones simple como se muestra en 4.3 y 4.4.

$$C_{sh} \cdot L_{sh} - 2,357x10^{-15}$$

$$C_{sh} \cdot R_{sh} - 3,159x10^{-11}$$

$$(C_{sh} + C_g)L_{sh} - 5,423x10^{-13}$$

$$(C_{sh} + C_g)R_{sh} - 3,616x10^{-9}$$
(4.3)

$$\frac{R_L}{L_{sh}} = 8,333x10^7$$

$$R_L + \frac{R_{sh}}{L_{sh}} = 8,334x10^7$$
(4.4)

De las ecuaciones formadas por la función de transferencia del modelo de baja frecuencia, podemos obtener el valor de la resistencia e inductancia, ya que el valor de la resistencia de carga es conocido. Posteriormente se sustituye alguno de los valores obtenidos anteriormente para dar solución al sistema de ecuaciones del modelo de alta frecuencia. Ya que han sido obtenidos los parámetros RLC del devanado del transformador es posible hacer una comparación entre la estimación realizada y los parámetros originales, como se muestra en la tabla 4.1 Para un mejor entendimiento y análisis, en las figuras 4.4 y 4.5 se muestra la comparación de las funciones de

Parámetro	$R_{sh}$	$L_{sh}$	$C_{sh}$	$C_g$
Valor	1.202	$1.799 \mathrm{x} 10^{-4}$	$1.307 \mathrm{x} 10^{-11}$	$2.999 \text{x} 10^{-9}$
Error	0.2%	$4.2 \mathrm{x} 10^{-4} \%$	0.5959%	0.0019%

Tabla 4.1: Valores y % de Error en Parámetros RLC Estimados con LS

transferencia de los modelos de baja y alta frecuencia así como el error que existe entre ellas, se puede apreciar que a pesar de existir un error, es mínimo lo cual no representa gran incertidumbre al momento de comparar los parámetros.



Figura 4.4: Comparación de funciones de transferencia del modelo de baja frecuencia



Figura 4.5: Comparación de funciones de transferencia del modelo de Alta frecuencia

## 4.3. Algoritmo Evolutivo "Evonorm" como Técnica de Identificación de Parámetros RLC

Anteriormente se ha mencionado cuales son los problemas más adecuados con el fin de implementar los algoritmos evolutivos. Originalmente se calcularían los parámetros por medio de la metodología de mínimos cuadrados única y exclusivamente con las ecuaciones formadas por la función de transferencia del modelo de alta frecuencia (4.3), sin embargo como se explicó en capítulos pasados, encontrar la solución de dicho sistema de ecuaciones resultó no ser posible debido a que el Jacobiano necesario para su solución tiende a ser singular, es por eso que el algoritmo evolutivo es usado para determinar una solución lo suficientemente adecuada para obtener valores aceptables con ese conjunto de ecuaciones.

#### 4.3.1. Implementación del Algoritmo Evonorm

El algoritmo Evonorm fue desarrollado con la ayuda de los software Scilab y Matlab, en donde se definieron un determinado número total de individuos, número total de individuos seleccionados y número total de generaciones, además de definir límites para cada uno de los parámetros, en los cuales pueden oscilar cada uno de ellos, así como definir las ecuaciones del modelo de alta frecuencia 4.3, las cuales son el objetivo a minimizar y determinar la solución mas adecuada.

## 4.3.2. Resultados de Algoritmo Evonorm para Id. de Parámetros RLC

El propósito de implementar el algoritmo Evonorm es debido a que se propone como un método de solución ante el problema detectado con respecto a la solución del sistema de ecuaciones obtenido por el modelo de alta frecuencia; la solución a este sistema es posible ya que el mismo algoritmo por su naturaleza, tiende a salir de alguna posible solución que bien no sea la mejor opción global. Por lo tanto podemos decir que este algoritmo apropiado para este caso en particular. Los parámetros que son estimados en este caso son un total de 4  $(R_{sh}, L_{sh}, C_g, C_{sh})$ ya explicados anteriormente.

Para poder generar un conjunto de resultados confiables fue debido realizar una serie de simulaciones en las cuales además de que los parámetros iniciales fueran aleatorios, también fue necesario determinar distintos valores para la cantidad de generaciones en las cuales cambiarían o se generarían los mejores individuos, así como seleccionar distintas cantidades de individuos tanto iniciales como seleccionados.

En la tabla 4.2 se muestran los errores mínimos, máximos y promedio para cada uno de los parámetros encontrados.

Los resultados obtenidos oscilan entre una simulación y otra, esto es debido a dos ra-

	$R_{sh}$	$L_{sh}$	$C_{sh}$	$C_g$
Min Error %	0.985%	0.118%	0.108%	0.001%
Max Error %	45.51%	49.86%	52.42%	48.73%
Mean Error %	31.24%	31.33%	22.8%	25.17%

Tabla 4.2: Errores Mínimos, Máximos y Promedio par Algoritmo Evonorm

zones principales; en primera instancia, los parámetros iniciales de los que se derivan las futuras generaciones son del tipo aleatorio, y en segundo lugar los limites determinados para definir el rango en el cual se pueden encontrar los parámetros para el devanado seleccionado, fueron extendidos a un 200% con respecto a los valores originales. Además podemos mencionar que el sistema de ecuaciones formado presenta una cantidad indefinida de soluciones posibles, que logran minimizar el error a un grado aceptable, sin embargo no necesariamente son los valores originales o cercanos a los originales, lo cual no permite encontrar el mínimo global tan fácilmente.

El análisis realizado a los resultados obtenidos nos lleva a la conclusión de que debido a la particularidad del sistema de ecuaciones planteado, no es viable resolverlo por este método o almenos bajo las condiciones actuales, ya que existe una incertidumbre relativamente grande provocando fallos al momento de determinar los parámetros RLC.

## 4.4. Redes Neuronales como Técnica de Identificación de Parámetros RLC

A pesar de que en años pasados, el interés por el uso de las redes neuronales fue disminuyendo, hoy en día se ha retomado el interés por implementarlas. Se encuentran reportados en la literatura usos de redes neuronales para la identificación de los parámetros RLC del transformador, trabajando en conjunto con otras técnicas o creando redes neuronales no convencionales, ya que su estructura básica se encuentra modificada, para un caso en específico.

## 4.4.1. Modelo de devanado para generación de señales para RN

Con la finalidad de representar de la mejor manera posible el comportamiento del transformador tal cual se hizo en el caso de la implementación de mínimos cuadrados, tomando como ventaja la naturaleza de la red neuronal, se determinó el uso de un sistema como se muestra en la figura 4.6, en el cual se tienen un total de 10 secciones las cuales representan a la bobina del devanado del transformador, en donde cada una de ellas son idénticas representando la uniformidad del devanado.

El sistema mostrado, fue implementado en el Software EMTP/ATP, en donde los



Figura 4.6: Modelo de alta frecuencia de devanado de transformador Implementado en EMTP/ATP

valores para los parámetros son los mostrados en la tabla 4.3.

Parámetro	$R_{sh}$	$L_{sh}$	$C_{sh}$	$C_g$
Valor	$1.2 \ \Omega$	$1.80 \ \mathrm{nH}$	$0.013 \mathrm{nF}$	3nF

Tabla 4.3: Valor de Parámetros RLC para modelo de devanado del transformador

## 4.4.2. Implementación de Redes Neuronales como Identificador de Parámetros RLC

Para obtener la información necesaria para el entrenamiento y validación de la red neuronal, se aplicó una onda sinusoidal al circuito de la figura 4.6, variando la amplitud aplicada (0.5V, 0.8V y 1.0V). Además se seleccionaron distintos valores para la resistencia de carga, iniciando con un valor de 100 $\Omega$  hasta 500 $\Omega$  con intervalos de 100 $\Omega$ , durante todos estas simulaciones los valores de los parámetros RLC se mantuvieron en los valores del modelo. Por otra parte, la frecuencia de la onda sinusoidal aplicada al circuito fue variada entre los rangos de 1kHz hasta 530kHz que es prácticamente la misma banda de frecuencias usadas para la metodología de mínimos cuadrados, seleccionada así debido a que es en donde el circuito tiene respuesta a la frecuencia. El análisis realizado anteriormente es llamado como Análisis de Respuesta a la Frecuencia (Frequency Response Analysis, "FRA" por sus siglas en ingles).

Una vez obtenidas las señales anteriores, las cuales son muy similares unas entre otras como la mostrada en la figura 4.7, en donde se puede analizar la respuesta en frecuencia del devanado del transformador en análisis. Los datos experimentales fueron almacenados en una tabla como la que se muestra en 4.4, la cual consta de vectores de frecuencia, voltaje de entrada, voltaje de salida, carga, resistencia, inductancia, capacitancia serie y capacitancia a tierra. A los valores anteriormente mostrados en 4.4 se les añadió una variación del 5 % para cada uno de los parámetros RLC (últimas cuatro columnas), el cual representará alguna pequeña desviación que se pueda presentar en el devanado debido a distintos problemas tales como degradación de sus componentes. Para preparar toda esta información para el entrenamiento de la red neuronal, se intercambiaron las filas de forma aleatoria, además se crea-



Figura 4.7: Magnitud y Fase de Respuesta a la Frecuencia en Modelo de Alta Frecuencia

FREQ	$V_{in}$	$V_{out}$	Carga	$R_{sh}$	$L_{sh}$	$C_{sh}$	$C_g$
120000	1	1.03409	300	1.164	0.000185	1.3E-11	3.06E-9
470000	0.5	6.85E-05	200	1.236	0.000187	1.35E-11	3.12E-9
245000	1	0.575001	100	1.212	0.000171	1.25E-11	3E-9
170000	1	10694223	500	1.14	0.000171	1.26E-11	3.15E-9
510000	0.8	1.06E-5	100	1.224	0.00018	1.24E-11	2.94E-9
:	:		•	•	•		:

Tabla 4.4: Información requerida para entrenamiento de Red Neuronal

ron dos conjuntos, es importante mencionar que se generaron dos grupos de manera aleatoria, uno de ellos para la fase de entrenamiento y otro para la fase de validación.

Los valores de entrada para dar comienzo al entrenamiento de la red neuronal son las primeras cuatro columnas, las cuales formarán el vector  $\mathbf{X}$ (Conjunto de entradas de red neuronal), y las últimas cuatro columnas, las cuales son los vectores de parámetros, conformarán el vector  $\mathbf{Y}$ (Conjunto de salidas de red neuronal). A fin de que tanto el entrenamiento como los resultados que arroje la red neuronal, sean precisos, se normalizaron cada uno de los vectores antes de que entren a la primer capa de la red neuronal, esto se realizó porque algunos de los parámetros, sobre todo los capacitancias, tienen parámetros muy pequeños en comparación con los demás, y esto puede restar fiabilidad a la red neuronal.

Se seleccionó un arreglo de 6 capas en las cuales cada una consta de 10 neuronas, esta selección fue realizada después de un conjunto de pruebas, para determinar cuál era la red neuronal que mejor resultados presentaba.

## 4.4.3. Resultados de Implementación de Red Neuronal para Identificación de Parámetros RLC

Una vez que la red neuronal es entrenada y su validación es aprobada, el último paso a realizar es generar otro conjunto aleatorio de datos para probar la red neuronal, la cual arrojará los valores de los parámetros RLC correspondientes para dichas señales de entrada, no sin antes des normalizar los valores de salida.

En la figura 4.8 se comparan los parámetros originales representados con una "x"



Figura 4.8: Comparación de Parámetros Estimados y Originales

con los parámetros estimados representados por un "o", obtenidos con la red neuronal previamente entrenada. Para que sea posible ver los valores en la misma gráfica, la inductancia ( $L_{sh}$ ) es mostrada en nH, y las capacitancias ( $C_g$ ,  $C_{sh}$ ) se muestran en nF, ya que de no ser así, se empalmarían dichos resultados.

En dicha figura se puede apreciar que el error entre los parámetros estimados y los originales es mínimo, ya que algunos de estos tienen valores muy pequeños. Este error podría ser minimizado para mejorar la estimación, sin embargo para lograr esto será necesario prolongar el entrenamiento por una mayor cantidad de épocas, pero pueden desencadenarse dos problemas principales a raíz de esto; en primer lugar se llegaría a una etapa de sobre-entrenamiento, la cual consiste en entrenar la red neuronal por una cantidad muy grande de épocas, ocasionando que la RN estime parámetros para un sistema en específico, además como segunda instancia, el tiempo de entrenamiento se volvería más grande, en proporción con la cantidad de épocas seleccionadas.

Para un mejor análisis de los resultados obtenidos por la red neuronal de la figura 4.8, se anexa la tabla 4.5, en donde se muestran el error en porcentaje, el error medio cuadrático y la desviación estándar, para cada uno de los cuatro parámetros estimados. Cada uno de estos resultados se obtuvieron de un conjunto de 1500 datos, en

	$R_{sh}$	$L_{sh}$	$C_{sh}$	$C_g$
Media %	1.98%	1.78%	0.36%	1.38%
MSE	0.0017	0.0015	0.0026	0.0031
DSTD	0.0355	0.0346	0.051	0.0537

Tabla 4.5: Error medido entre parámetros reales y estimados

donde se obtiene un error del 2 % como máximo en el peor de los casos. En la figura 4.9 se muestra un histograma del error medido entre las variables reales y las estimadas, en donde se aprecia que el valor con mayor frecuencia para los cuatro parámetros es muy cercano al valor 0, lo que significa que la mayoría de los parámetros de esos 1500 datos analizados tienen un error cercano a 0.



Figura 4.9: Histograma de Parámetros Estimados con RN

## Capítulo 5

## Conclusiones y Trabajos a Futuro

### 5.1. Conclusión General

Los transformadores eléctricos de potencia se han convertido en elementos esenciales del sistema eléctrico de potencia desde el momento en el que se designó el uso de la energía eléctrica alterna, y a su vez tan importantes como el mismo, debido a la gran demanda de energía eléctrica que crece día con día por el estilo de vida y los requerimientos de la misma. Por lo tanto es de vital importancia su elaboración así como el cuidado a lo largo de su vida útil. En el proceso de fabricación del transformador eléctrico se cuidan un sinfín de detalles, en donde se crean modelos que representan al transformador ante distintas situaciones, tanto eléctricas, como mecánicas, magnéticas y térmicas, entre otras; cada uno de estos modelos tiene un fin específico, y en este trabajo se abordó el modelado del devanado del transformador eléctrico representándolo por un conjunto de parámetros RLC.

La finalidad de este trabajo fue la identificación de los parámetros RLC, en donde los valores de estos elementos representan variables físicas del transformador, ya sea la resistividad del devanado, capacitancias generadas por separaciones entre cada uno de los discos del devanado, o bien los espacios generados entre devanados y tanque del transformador, así como la inductancia debido a la forma helicoidal del embobinado. Todos estos parámetros descritos anteriormente se ven involucrados en el modelo de alta frecuencia, por lo tanto, es de vital importancia determinar el mejor modelado según el análisis que se desee realizar, como se comentó en capítulos anteriores.

En este proyecto se analizaron e implementaron, técnicas comúnmente usadas para la identificación de parámetros, congeniando unas con las otras para lograr un fin común. A continuación se presentaran las conclusiones particulares para cada una de las metodologías desarrolladas en capítulos anteriores.

### 5.2. Mínimos Cuadrados

#### 5.2.1. Conclusiones de metodología Mínimos Cuadrados

La rápida implementación así como los resultados reflejados por la metodología de mínimos cuadrados, fueron los principales motivos para la selección de dicho método. Uno de los problemas presentados para obtener los parámetros por medio de mínimos cuadrados, fue resolver el sistema de ecuaciones generado por los coeficientes de la función de transferencia, lo cual se presentó en el caso de obtener los parámetros únicamente con señales del modelo de alta frecuencia.

La metodología, sugiere resultados muy precisos, una vez que las señales del modelo de alta frecuencia son complementadas con las de baja frecuencia, por lo tanto los resultados obtenidos fueron concluyentes, debido al error mínimo presentado una vez comparados los parámetros estimados con los parámetros originales.

#### 5.2.2. Trabajos a Futuro (Mínimos Cuadrados)

Existen una variedad muy amplia de posibilidades para mejorar tanto la identificación de los parámetros como de la precisión de dichos parámetros para representar el devanado del transformador.

• Los parámetros RLC fueron supuestos de igual valor para todas las secciones

del transformador, en donde los valores de capacitancia e inductancia (mayormente) pueden variar debido al tipo de bobina analizada así como de la construcción de la misma, ya que existen ductos de enfriamiento con distintas amplitudes, por razones variadas, de la misma manera la uniformidad de los valores de la inductancia pueden variar entre una sección y otra.

- La identificación de parámetros puede tener como finalidad un monitoreo en línea del transformador, de esta forma será necesario obtener los parámetros a partir de las señales de entrada y salida del transformador, ya sean de corriente o voltaje.
- En casos futuros se podría contemplar flujos dispersos así como enlaces mutuos magnéticos entre secciones y bobinas adyacentes, para hacer aún más preciso el modelo del transformador, así como aumentar el número de secciones al número total de estas.

El trabajo por realizar tanto para esta metodología como para las demás es amplio y de gran importancia, abriendo un sinfín de posibilidades con respecto a la identificación de los parámetros RLC y de ser posible de otras características del transformador.

### 5.3. Algoritmo Evolutivo Evonorm

#### 5.3.1. Conclusiones de metodología Evonorm

La implementación del algoritmo evolutivo Evonorm fue requerida al momento de no poder presentar una solución viable para la obtención de los parámetros RLC del sistema de ecuaciones presentando en la metodología de mínimos cuadrados.

Los resultados obtenidos del algoritmo Evonorm tienen variaciones importantes, las cuales son debidas a la naturaleza del sistema de ecuaciones y no del algoritmo en sí, llegando a esta conclusión a partir de que no solamente con este método se tienen variaciones. Dichos resultados pueden ser mejorados, definiendo límites más precisos para cada caso en particular, conociendo los valores típicos RLC del transformador eléctrico bajo análisis

#### 5.3.2. Trabajos a Futuro (Algoritmo Evonorm)

 Como se mencionó anteriormente, delimitar la banda de operación para el algoritmo con respecto a los límites que tienen los valores de los parámetros RLC, apoyándose con cálculos previamente hechos los cuales definirían una banda más precisa de operación.

### 5.4. Redes Neuronales

#### 5.4.1. Conclusiones de metodología Redes Neuronales

El interés en particular por identificar los parámetros RLC por medio de las redes neuronales, surge a partir de la simplificación de métodos propuestos anteriormente, con el afán de obtener resultados aceptables y con una implementación sencilla. La implementación desarrollada para la RN utilizada es de fácil comprensión, y adaptabilidad para los distintos casos que se deseen analizar, variando las secciones utilizadas para representar el transformador. Los resultados obtenidos por la red neuronal se encuentran en un margen aceptable, en donde la variación entre estimados y originales es pequeña, dando lugar a un método viable para la obtención de los parámetros RLC.

Una vez que la red neuronal ha sido entrenada, existe la posibilidad de utilizarla para el monitoreo en línea o fuera de línea para un mejor análisis del transformador en tiempo real.

### 5.4.2. Trabajos a Futuro (Redes Neuronales)

- Una de las tareas a realizar es crear una red neuronal capas de monitorear no solamente un transformador, sino generalizar su análisis para abarcar una mayor cantidad, sin que sea necesario un entrenamiento específico.
- Complementar el análisis realizado por la red neuronal en conjunto con algoritmos de lógica difusa, para mejorar aspectos de precisión a la hora de identificar los parámetros RLC.

## Bibliografía

- A. A. Siada and S. Islam, "High Frequency Transformer Computer Modeling," *IEEE Transactions on Power Delivery*, pp. 1–5, 2007.
- [2] J. Secue, E. Mombello, S. Member, and I. C. V. Cardoso, "Deformaciones de Devanados en Transformadores de Potencia,"
- [3] E. Rahimpour, J. Christian, K. Feser, and H. Mohseni, "Transfer function method to diagnose axial displacement and radial deformation of transformer windings," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 18, pp. 493–505, Apr. 2003.
- [4] A. Morched, L. Marti, and J. Ottevangers, "High frequency transformer model for the EMTP," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 8, no. 3, pp. 1615– 1626, 1993.
- [5] V. Rashtchi, E. Rahimpour, and E. M. Rezapour, "Using a genetic algorithm for parameter identification of transformer R-L-C-M model," *Electrical Engineering*, vol. 88, pp. 417–422, June 2005.
- [6] V. Rashtchi, E. Rahimpour, and H. Fotoohabadi, "Parameter identification of transformer detailed model based on chaos optimisation algorithm," *IET Electric Power Applications*, vol. 5, no. 2, p. 238, 2011.
- [7] A. Keyhani, T. H., and S. Sebo, "Modelling and Parameter Estimation of Power Transformers for the Study of High Frequency System Transients," *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1990.

- [8] M. A. Eldery and M. M. A. Salama, "Parameters Identification of Sectional Winding High Frequency Trransformmer Model Using Neural Network," pp. 974–977, 2004.
- [9] G. M. V. Zambrano, A. C. Ferreira, and L. P. Calôba, "Power Transformer Equivalent Circuit Identification by Artificial Neural Network using Frequency Response Analysis," *IEEE Transactions on Power Delivery*, pp. 1–6, 2006.
- [10] S. M. Islam, K. M. Coates, and G. Ledwich, "Identification of High Frequency Transformer Equivalent Circuit Using Matlab from Frequency Domain Data," *IEEE Industry Applications Society*, no. vi, pp. 357–364, 1997.
- [11] R. Krneta, S. Antic, and D. Stojanovic, "Recursive least squares method in parameters identification of DC motors models," *Facta universitatis - series: Electronics and Energetics*, vol. 18, no. 3, pp. 467–478, 2005.
- [12] G. L. Carlos and R. R. Luis, "MODELOS DE TRANSFORMADORES A AL-TAS FRECUENCIAS,"
- [13] L. Torres-Trevino, "Evonorm, a new evolutionary algorithm to continuous optimization," Workshop on Optimization by Building and Using Probabilistic Models (OBUPM) Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO), 2006.
- [14] L. Torres-Trevino, "Evonorm: Easy and effective implementation of estimation of distribution algorithms," *Journal of Research in Computing Science*, 2006.
- [15] F. Rosenblatt, "Principles of neurodynamics: perceptrons and the theory of brain mechanisms.," 1962.
- [16] M. Minsky and S. Papert., "Perceptrons.," MIT Press, Cambridge, MA., 1969.
- [17] S. E. Fahlman and C. Lebiere., "Advances in neural information processing systems.," Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1990.

- [18] D. Parker, "Learning Logic. Invention Report S81-64, File 1.," Office of Technology Licensing, Stanford University, 1982.
- [19] G. E. H. D. E. Rumelhart and R. J. Williams, "Paralel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition," *MIT Press, Cambridge, MA*, vol. 1, pp. 318–362, 1986.
- [20] P. Werbos, "Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences," *PhD thesis, Harvard University*, 1974.
- [21] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural networks," IEEE Acoustics, Speech, and Signal Processing Magazine, 1987.
- [22] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus if the ideas imminent in neural nets," *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.
- [23] J. C. Gonzales and E. E. Mombello, "Diagnosis of power transformers through frequency response analysis by poles and zeros shifts identification," ... (T&D-LA), 2012 Sixth IEEE/PES, pp. 1–8, 2012.
- [24] L. I. Peng, Z. Bao-hui, H. A. O. Zhi-guo, H. U. Xiao-jing, and C. H. U. Yun-long, "Research on Monitoring of Winding Deformation of Power Transformer by Online Parameter Estimation about Leakage Inductance," *International Conference on Power System Technology*, no. 1, pp. 1–6, 2006.
- [25] H. N. I. S. M. Abu-Siada, A., "Understanding Power Transformer Frequency Response Analysis Signatures," 1980.