



**INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA
GUTIÉRREZ**



TESIS
MEDICIÓN INDIRECTA DE CORRIENTE
ELÉCTRICA MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Presentada por:
Ing. Elide Guadalupe González de León

Para obtener el grado de:
Maestra en Ciencias en ingeniería Mecatrónica

Director de tesis:
Dr. Jorge Luis Camas Anzueto

Codirector:
Dr. Elías Neftalí Escobar Díaz

Revisores: **Dr. Rubén Grajales Coutiño**
Dr. Sabino Trujillo Velázquez

Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, 2020.

Dedicatoria.

A mis padres. De los muchos, buenos.

Agradecimientos

Índice

	Pág.
Lista de tablas	IX
Lista de figuras.....	X
Resumen.....	XI
Abstract	XII
CAPÍTULO 1. CARACTERIZACIÓN DEL PROYECTO.....	1
Introducción	2
1.2 Antecedentes.....	3
1.3 Hipótesis.....	6
1.3.1 Hipótesis nula.....	6
1.3.2 Hipótesis alternativa.....	6
1.4 Objetivos	6
1.4.1 Objetivo general.....	6
1.4.2 Objetivos específicos	6
1.5 Justificación	7
1.6 Metodología	8
CAPÍTULO 2. FUNDAMENTOS DE CORRIENTE ELÉCTRICA, TRANSFERENCIA DE CALOR E INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....	9
2.1 Corriente eléctrica.....	10
2.2 Energía eléctrica	11
2.2.1 Campos eléctricos.....	12
2.3 Corriente alterna	14
2.4 Corriente continua	17
2.5 Conductores eléctricos y aislantes.....	20
2.6 Transferencia de calor	23
2.7 Transferencia de calor por conducción	24
2.8 Conductividad térmica.....	26
2.9 Transferencia de calor por convección	28
2.10 Transferencia de calor por radiación	29
2.11 Efecto joule	30

2.12 Técnicas ópticas para medición de corriente eléctrica	31
2.13 Inteligencia artificial	35
2.14 Antecedentes de la IA.....	37
2.15 Redes neuronales artificiales.....	38
2.15.1 Neurona artificial.....	40
2.15.2 El Perceptrón	42
2.15.3 Funciones de activación.....	42
2.15.4 Perceptrón multicapa.....	45
2.16 Lógica difusa	46
2.16.1 Sistemas difusos	49
2.16.2 Sistemas de control difusos.....	50
2.16.3 Limitaciones de los sistemas difusos	51
CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA.....	52
3.1 Arreglo experimental	53
3.2 Caracterización del sensor.....	54
3.3 Obtención de datos	55
3.4 RNA Propuestas	57
3.5 Conjunto de datos.....	59
3.7 Arquitectura de las RNA's	60
CAPÍTULO 4. RESULTADOS	61
4.1 Predicción de las RNA	62
4.1.1 Time delay	62
4.1.2 Layer recurrent.....	64
4.3 Validación de las RNA's con datos experimentales	67
4.4 Simulación.....	68
CAPÍTULO 5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	70
5.1 Discusión.....	71
5.2 Conclusiones	71
Referencias	73
ANEXOS.....	79
Anexo A.....	80
Código de arduino para lectura del sensor de temperatura.....	80
Anexo B.....	84

Código de la RNA Time Delay en Matlab.....	84
Anexo C	85
Código de la RNA Layer Recurrent en Matlab.....	85
Anexo D	86
Materiales usados para el experimento.....	86
Anexo E.....	87

Lista de tablas

Tabla 2.1 Clasificación de materiales	20
Tabla 2.2 Resistividades y coeficientes de temperatura de resistividad para diferentes materiales	22
Tabla 2.3 Conductividades térmicas de algunos materiales a 0 °C.....	26
Tabla 2.4 Valores típicos del coeficiente de transferencia de calor por convección	29
Tabla 2.5 Algunas definiciones de IA.....	36
Tabla 2.6 Categorías en las que se clasifica la IA.....	36
Tabla 2.7 Comparación entre los componentes de una neurona biológica y una neurona artificial.	40
Tabla 3.1 Conjunto de datos para entrenamiento de las RNA's	59
Tabla 4.1 Error porcentual promedio de la RNA Narx Next.....	67
Tabla 4.2 Error porcentual promedio de la RNA Time Delay	67
Tabla 4.3 Datos de entrenamiento	68

Lista de figuras

Figura 2.1 Representación de una función sinusoidal con sus parámetros.....	15
Figura 2.2 Ejemplos de valores eficaces de funciones periódicas.....	17
Figura 2.3 Alambre recorrido por una corriente continua.....	19
Figura 2.4 Estructura del átomo de cobre.....	21
Figura 2.5 Volumen elemental para el análisis de la conducción de calor unidimensional.....	25
Figura 2.6 Dibujo esquemático de una neurona biológica.....	39
Figura 2.7 Modelo abstracto de una neurona artificial	39
Figura 2.8 Arquitectura de una red neuronal.	40
Figura 2.9 Esquema de una neurona artificial.....	41
Figura 2.10 Perceptrón simple y función de transferencia de su neurona	42
Figura 2.11 Función sigmoide	43
Figura 2.12 Función tangente hiperbólica	43
Figura 2.13 Función lineal	43
Figura 2.14 Función softmax	44
Figura 2.15 Función ReLU.....	44
Figura 2.16 Red de retroalimentación 3-2-1 también conocido como perceptrón multicapa.	45
Figura 3.1 Diagrama experimental.....	53
Figura 3.2 Graficas correspondientes a las lecturas de la temperatura respecto a la corriente eléctrica de 0-10 A.....	54
Figura 3.3 Graficas correspondientes a las lecturas de la temperatura respecto a la corriente eléctrica de 10-0 A.....	55
Figura 3.4 Gráfica de la lectura de los datos obtenidos para entrenamiento de la RNA.....	56
Figura 3.5 Gráfica de la lectura de los datos obtenidos para entrenamiento de la RNA.....	56
Figura 3.6 Arquitectura de la RNA Time-Delay	57
Figura 3.7 Arquitectura de la RNA Layer-Recurrent.....	58
Figura 3.8 Arquitectura de la RNA Time Delay.....	60
Figura 3.9 Arquitectura de la RNA Layer Recurrent	60
Figura 4.1 Gráficas de las predicciones de la RNA Time-Delay	63
Figura 4.2 Error cuadrático medio del entrenamiento de la RNA Time-delay.....	64
Figura 4.3 Gráficas correspondientes a la salida de la RNA Layer Recurrent comparada con los datos reales.....	65
Figura 4.4 Error cuadrático medio del entrenamiento de la RNA Layer-Recurrent.....	66
Figura 4.5 Diagrama bloques de la simulación de la RNA Layer-Recurrent.....	69
Figura 4.6 Diagrama bloques de la simulación de la RNA Time-Delay.....	69
Figura 4.7 Diagrama bloques de la simulación de la RNA Time-Delay.....	69

Resumen

En este trabajo de investigación, se realizó una búsqueda extensa de información sobre dispositivos y sensores que miden corriente eléctrica, se analizó el procedimiento, tiempo de respuesta, rango y principio de medición de cada uno. Así también se exponen los resultados y la metodología de la técnica propuesta para la medición indirecta de corriente eléctrica en un cable conductor.

Se presenta el desarrollo del dispositivo, el cual está conformado por un sensor RTD (Detector de temperatura resistivo) THPT100, que mide la temperatura de un cable conductor mientras en éste circula corriente eléctrica, los datos obtenidos por el sensor son leídos por el microcontrolador arduino y procesados por MATLAB.

Para el procesamiento de datos y realizar la relación entre la temperatura y corriente eléctrica del cable conductor, se opta por el uso de Inteligencia Artificial (IA). Una de las muchas ventajas de la IA es el tiempo de respuesta que va desde los milisegundos hasta los nano. Otra ventaja es que cualquier técnica de IA es capaz de procesar miles de datos.

Se realizó también una comparación entre las diferentes técnicas de Inteligencia Artificial y se optó por el uso de Redes Neuronales Artificiales, ya que por el tipo de variable a medir es la más conveniente y eficiente para el tipo de medición que se propone.

Una vez obtenidos los datos de la temperatura del cable conductor se procedió a entrenar dos Redes Neuronales Artificiales. El uso del *Neuronal Network Toolbox* de MATLAB, permitió el diseño, entrenamiento y codificación de dos redes neuronales *time delay* y *layer recurrent* tipo *feedforward*, la cual predice la corriente eléctrica que circula en tiempo real por el cable conductor.

Para la comprobación de la hipótesis también se hizo una comparación entre el error porcentual promedio de la eficiencia en la predicción de cada una de las RNA's, con el fin de saber cuál era la más eficiente.

Abstract

In this research work, an extensive search of information on devices and sensors that measure electric current was performed, the procedure, response time, range and measurement principle of each one were analyzed. The results and methodology of the proposed technique for indirect measurement of electric current in a conductor cable are also presented.

The development of the device is presented, which is made up of a THPT100 RTD (Resistive Temperature Detector) sensor, which measures the temperature of a conductive cable while electric current circulates, the data obtained by the sensor is read by the arduino microcontroller and processed by MATLAB.

For the data processing and the relationship between the temperature and electrical current of the conductor cable, the use of Artificial Intelligence (AI) is chosen. One of the many advantages of AI is the response time that goes from milliseconds to nano. Another advantage is that any AI technique is capable of processing thousands of data.

A comparison was also made between the different Artificial Intelligence techniques and the use of Artificial Neural Networks was chosen, since the type of variable to be measured is the most convenient and efficient for the type of measurement proposed.

Once the data of the conductor cable temperature was obtained, two Artificial Neural Networks were trained. The use of MATLAB's Neuronal Network Toolbox allowed the design, training and coding of two-time delay and feedforward layer neural networks, which predicts the electric current that circulates in real time through the conductor cable.

In order to verify the hypothesis, a comparison was also made between the average percentage error in the prediction efficiency of each of the RNA's, in order to know which was the most efficient.

CAPÍTULO 1. CARACTERIZACIÓN DEL PROYECTO

Introducción

Las medidas indirectas son aquellas que son resultado de emplear una expresión matemática que implica operaciones con cantidades físicas que fueron medidas directamente. Entre los casos clásicos para la medición indirecta de variables eléctricas están el de la resistencia eléctrica y el de potencia eléctrica a través de mediciones directas de tensión y corriente eléctricas. La incertidumbre en medidas indirectas proviene necesariamente de la incertidumbre obtenida por medio de las variables involucradas que se midieron por método directo. Contrario al caso de las medidas directas, la determinación de la incertidumbre en medidas indirectas es un proceso más complejo que puede llegar a involucrar aspectos de cálculo diferencial, debido a que es inevitable la presencia de correlaciones entre las variables de entrada [1].

Este trabajo presenta una alternativa para la medición de corriente eléctrica en un material conductor, en la cual se emplea un sensor de temperatura y un algoritmo de inteligencia artificial. El experimento, pruebas y mediciones necesarias fueron desarrollados en el laboratorio de optomecatrónica del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez.

Para llevar a cabo el experimento, al cable conductor que se encuentra dentro de una caja térmica totalmente a la intemperie, se le suministraron diferentes niveles de corriente eléctrica a través de la fuente de Corriente Alterna (C.A.) Agilent 6813B, la fuente de C.A. antes mencionada proporciona intervalos entre los 0 y 10 Amperes.

Al suministrar corriente eléctrica en dicho cable conductor, este libera energía transformada en calor, a este fenómeno físico se le conoce como Efecto Joule. Gracias a este fenómeno físico podemos medir la temperatura con un sensor electrónico que también se encuentra dentro de la caja térmica antes mencionada.

El comportamiento de la temperatura respecto a la corriente eléctrica genera pendientes de crecimiento y decrecimiento, estos datos son procesados y relacionados mediante un algoritmo de inteligencia artificial, esta técnica permite hacer una relación entre la temperatura liberada por el cable conductor y la corriente eléctrica que circula por él mismo en ese momento. Por medio de la técnica de inteligencia artificial es posible predecir la corriente eléctrica que circula en tiempo real por el cable conductor.

Una de las principales ventajas de usar Inteligencia Artificial es la rapidez con la que los algoritmos procesan cualquier tipo de datos, en este caso el tiempo de respuesta del sistema es entre 0 y 1 segundo.

1.2 Antecedentes

Los fenómenos eléctricos en la Naturaleza son conocidos desde la antigüedad, aunque no fue hasta aproximadamente el 600 A.C. cuando Tales de Mileto comprobó las propiedades eléctricas del ámbar, el cual al ser frotado con una pieza de lana era capaz de atraer a pequeños objetos. Posteriormente, los romanos ensayaron los primeros métodos de electroterapia de la historia, sumergiendo a los paráliticos en lagunas con abundancia de peces eléctricos a fin de que los inválidos recibieran sus descargas, las que consideraban benéficas. Pasaron más de 2.000 años sin avances desde Tales de Mileto hasta que el inglés Guillermo Gilbert, médico de cámara de la reina Isabel I, retomó alrededor del 1600 los estudios de los griegos y emplea por primera vez la palabra electricidad para describir sus experimentos sobre electricidad y magnetismo.

En 1672 el físico alemán Otto von Guericke desarrolló la primera máquina electrostática para producir cargas eléctricas. Esta máquina consistía de una esfera de azufre que podía hacer girar con una mano y frotar con la otra. Luego, a fines de 1673 el francés François de Cisternay Du Fay identificó la existencia de dos cargas eléctricas, positiva y negativa. Según su teoría, estas cargas estaban ligadas a la existencia de dos tipos de fluidos eléctricos: uno de atracción y otro de repulsión. Con posterioridad a la esfera de Guericke, el siguiente invento “práctico” fue el primer almacenador de carga eléctrica (1745). Este dispositivo fue conocido como botella de Leyden (por la ciudad en que se lo inventó) y consistía en una botella de vidrio parcialmente llena de agua con un gancho metálico que colgaba a través del corcho.

A partir de 1780, la revolución industrial impulsó las investigaciones y el conocimiento científico. En esta época, Benjamín Franklin rebatió las teorías de Du Fay y postuló que la electricidad era un fluido único, calificando a las sustancias en eléctricamente positivas y negativas de acuerdo con el exceso o defecto de ese fluido. En 1785, el francés Charles Coulomb corroboró que la fuerza entre cargas eléctricas era proporcional al producto de las cargas e inversamente proporcional al cuadrado de la distancia que separaba las cargas. Este enunciado se conoció como Ley de Coulomb [2]. El avance en la construcción conceptual se hace evidente si se tienen en cuenta que ya Franklin había introducido el concepto de “cantidad de sustancia eléctrica”, pero ni él ni sus sucesores fueron capaces de medirla. Coulomb se vale de su balanza de torsión eléctrica para deducir y enunciar su famosa ley, que más tarde amplía a las atracciones eléctricas usando un péndulo eléctrico [3].

El italiano Galvani hizo otro descubrimiento importante en forma accidental hacia fines del siglo XVIII. En 1786 observó que, al conectar un alambre de hierro o latón al nervio de una pata de rana y una varilla al músculo, éste se contraía del mismo modo que cuando se le hacía pasar una descarga eléctrica [2]. En los años siguientes a los experimentos de Galvani (1789), Volta trataba de establecer que el

“fluido galvánico”, de origen animal, era de la misma naturaleza que la electricidad ordinaria, es decir, estática. En el seno de la polémica acerca de la naturaleza de la electricidad, Volta descubre que cuando dos piezas descargadas de metales diferentes se ponen en contacto, ya sea directamente o con la intervención de un electrolito, los dos metales llegan a cargarse y permanecen cargados a pesar del hecho de que hay un excelente camino conductor, un circuito cerrado, a través del cual las cargas podían fluir para neutralizarse entre sí [3].

En 1819 salió a la luz un aspecto enteramente nuevo de la electricidad. Desde los tiempos de Gilbert se pensaba que la electricidad y el magnetismo debían estar relacionados de alguna manera desconocida. Cuando Juan Oersted provocó el desvío de una brújula magnética colocándole encima un cable que conducía una corriente eléctrica, demostró la naturaleza de esta relación: un conductor por el cual circule una corriente eléctrica se comporta como un imán.

Al año siguiente Oersted demostró que el conductor queda rodeado por un campo magnético. Andrés María Ampere desarrolló estos descubrimientos con una maravillosa serie de experimentos, mediante los cuales pudo deducir claramente las leyes de atracción y repulsión entre cables conductores de corrientes eléctricas: había inventado el electroimán. Como estas fuerzas obedecían a leyes precisas –y cuanto más grande la corriente, mayor la fuerza que ejercía– este efecto pudo ser utilizado para mediciones eléctricas. Es el principio en que se basan el galvanómetro y la mayoría de los amperímetros y voltímetros. Más tarde definió la unidad de medida de la electricidad, el amperio, denominada así en su honor. A principios del 1800, Humphry Davy descubrió que la electricidad podía emplearse también para producir luz. Conectó los terminales de una batería muy potente a dos varillas de carbón apenas separadas entre sí, y obtuvo una luz muy brillante; la lámpara de arco había sido inventada.

En 1827 Jorge Ohm enunció la ley que lleva su nombre y que establece la relación existente entre corriente, voltaje (presión eléctrica) y resistencia en un circuito. Por primera vez la electricidad pasó a ser una ciencia exacta. En 1841, el inglés J.P. Joule formuló las leyes del desprendimiento del calor producido al paso de una corriente eléctrica por un conductor. Estas leyes explican lo que ocurre en un cable que conduce corriente: éste se calienta porque la resistencia del cable convierte parte de la energía eléctrica en calor. Este principio es la base de todos los aparatos eléctricos de calefacción o similares [2].

En 1843 Wheatstone ideó el puente que lleva su nombre, para la comparación de resistencias, que después se extendió a la medida de inductancias y de capacidades. En 1858 Thomson construyó el galvanómetro de imán móvil y espejo para amplificar las indicaciones, destinado en un principio a resolver el problema de la recepción de las señales por el primer cable telegráfico transatlántico. El electrómetro absoluto y el de cuadrantes, la balanza electrodinámica de corrientes y el puente doble para medir resistencias muy pequeñas fueron también obra del

ingeniero inglés (PLANELL RIERA, 1950). A esta serie de electrómetros de laboratorio siguió —en la última década del siglo XIX— un conjunto de aparatos industriales destinados a medir las corrientes eléctricas (su intensidad, resistencia, fuerza electromotriz, etc.) en unidades del sistema internacional, que serían empleados en las redes de distribución de electricidad para determinar el consumo de energía eléctrica por abonado, y controlar su adecuado suministro. Los ingenieros franceses no dudaron en llamarles ampèremètres, voltmètres, wattmètres..., a partir del nombre de las distintas unidades eléctricas [4].

Los modelos explicativos sobre la corriente eléctrica recibieron nuevos impulsos con la teoría de campo iniciada por Faraday y fundamentada posteriormente por Maxwell en 1865 [3]. En 1879 Edison introdujo la lámpara eléctrica haciendo pasar una corriente eléctrica a través de un fino filamento de carbón encerrado en una ampolla de vidrio, en cuyo interior había hecho el vacío. El filamento se puso incandescente e iluminó durante 44 horas.

En 1865 el británico James Clerk Maxwell demostró matemáticamente que las ondas (alteraciones electromagnéticas) están asociadas a todas las corrientes eléctricas variables, y 22 años después (en 1887) Heinrich Hertz, produjo y detectó en la realidad las ondas previstas por Maxwell. La pregunta acerca de qué era realmente la electricidad y qué era lo que fluía por el circuito eléctrico no fue contestada hasta 1897, en que J. Thompson descubrió el "ladrillo" de que estaba construida la electricidad: el electrón. Mediante un fuerte campo eléctrico deflectó una corriente eléctrica que circulaba por el vacío y constatando en qué dirección se desviaba, probó que estaba constituida por cargas eléctricas negativas, o electrones. Más tarde, en 1911, Roberto Millikan demostró que el electrón transportaba la menor carga eléctrica posible.

Estos descubrimientos abrieron la puerta al desarrollo de la radio, la televisión, las computadoras, la telefonía y casi toda la tecnología que nos rodea actualmente [2].

1.3 Hipótesis

Aplicando dos tipos de RNA's (Redes Neuronales Artificiales), utilizando una red neuronal de retardos y otra red neuronal de retroalimentación, se predecirá el valor de la corriente eléctrica en función de la temperatura en un cable conductor con un error porcentual promedio menor a 1%.

1.3.1 Hipótesis nula

El error porcentual promedio en la predicción de las RNA's es igual o mayor a 1%.

$$H_0 = \mu \geq 1\%$$

Donde μ es el error porcentual promedio.

1.3.2 Hipótesis alternativa

El error porcentual promedio en la predicción de las RNA's es menor a 1%.

$$H_1 = \mu < 1\%$$

Donde μ es el error porcentual promedio.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Desarrollar una técnica de medición indirecta de corriente eléctrica involucrando inteligencia artificial y sensores de temperatura.

1.4.2 Objetivos específicos

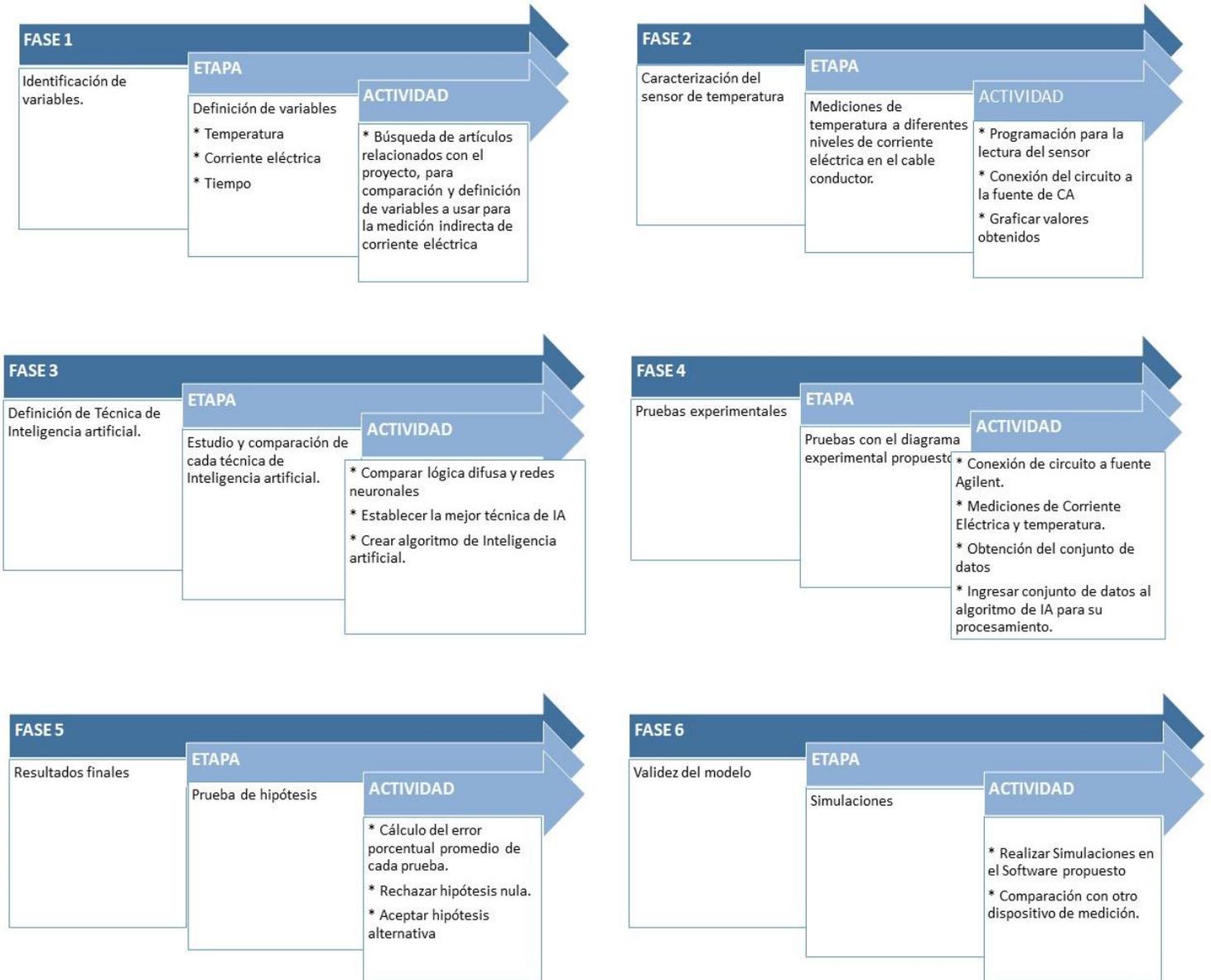
- Caracterizar el sensor de temperatura en función de la corriente eléctrica

- Proponer un método de inteligencia artificial en base a los datos obtenidos.
- Obtener un conjunto de datos para procesarlos en el algoritmo de IA.
- Diseñar e implementar las RNA's para la predicción de corriente eléctrica.
- Procesar el conjunto de datos y entrenar las RNA's.
- Validar y Predecir la medición de la corriente eléctrica de forma indirecta comparándolo con otro dispositivo de medición.

1.5 Justificación

La demanda de medición de corriente eléctrica se ha elevado en gran medida en los últimos años, debido a que el uso de esta en la vida cotidiana y en la industria se ha vuelto indispensable. Existen medidores y sensores de corriente eléctrica que son imprecisos y con un costo elevado, por lo que se propone una técnica de medición confiable y económicamente viable. El objetivo de esta investigación es generar nuevo conocimiento y además desarrollar una nueva técnica de medición de corriente eléctrica.

1.6 Metodología



CAPÍTULO 2. FUNDAMENTOS DE CORRIENTE ELÉCTRICA, TRANSFERENCIA DE CALOR E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

2.1 Corriente eléctrica

Después del descubrimiento de la electricidad, muchas personas suponían que la corriente eléctrica era formada por cargas positivas móviles. Sin embargo, en los años de 1890, se identificó al electrón como el portador de carga en conductores sólidos.

En nuestra vida diaria estamos familiarizados con el flujo de corriente eléctrica en alambres y otros conductores. De hecho, la mayor parte de los dispositivos eléctricos depende de la corriente eléctrica: la corriente fluye a través del filamento de una lámpara incandescente, fluye por el elemento calefactor de una estufa o calentador eléctrico y desde luego existe el flujo de corriente en los dispositivos electrónicos. La corriente eléctrica puede fluir siempre que existe una diferencia de potencial entre los extremos de un conductor [5] o simplemente, consiste en cargas con movimiento de una región a otra.

La corriente eléctrica o circulación de electrones que fluye en un material conductor se define como la cantidad neta de carga que pasa a través de toda la sección transversal del material en cualquier punto por unidad de tiempo [6]. En función de sus propiedades de conducción de cargas, los materiales se pueden clasificar para ciertos propósitos como aislantes (dieléctricos), que esencialmente no poseen ningún electrón libre para dar corriente bajo un campo eléctrico impreso; y conductores, en que se dispone fácilmente de electrones de órbitas externas para producir una corriente de conducción cuándo se imprime un campo eléctrico [7].

El traslado de dos puntos distintos de dos cargas diferenciales iguales, dq , inicialmente unidas, entraña el consumo de una determinada energía diferencial que denominamos dw . La tensión entre los dos puntos considerados se define como la variación de la energía por unidad de carga necesaria para la separación [8], representada en la ecuación (2.1):

$$v = \frac{dq}{dw} \quad (2.1)$$

Donde v es la tensión medida en voltios (V) entre los dos puntos considerados, w , la energía en joules (J) y q la carga en coulombs (C).

La corriente eléctrica es derivada de la carga con respecto al tiempo, es decir, la tasa de variación de la carga con el tiempo, como se representa en la ecuación (2.2):

$$i = \frac{dq}{dt} \quad (2.2)$$

Donde i es la corriente que se mide en amperes (A) y t el tiempo que se mide en segundos (s) [9]. El flujo de electrones y cargas eléctricas a través de un circuito

produce los campos asociados electromagnéticos y la potencia eléctrica. El electromagnetismo es una rama de la física que trata con la electricidad.

El concepto de corriente eléctrica es similar al del caudal de un fluido en una tubería, pero, en vez de medirlo en $m^3 \cdot s^{-1}$, se mide en $C \cdot s^{-1}$ (Coulombs/segundo), o A. Este flujo de cargas en un material puede variar de forma arbitraria debido a influencias externas. No obstante, una situación habitual con aplicaciones muy importantes en el campo de la electricidad consiste en la presencia de un flujo de cargas constante a lo largo de un conductor [10].

La dirección del flujo de electrones, preferida por muchos en los campos de la tecnología eléctrica y electrónica, supone para propósitos de análisis que la corriente sale de la terminal negativa de una fuente de voltaje, a través del circuito, y hacia la terminal positiva de la fuente. La dirección convencional de la corriente supone, también para propósitos de análisis, que la corriente sale de la terminal positiva de una fuente de voltaje, a través del circuito, y hacia la terminal negativa de la fuente. Cuando se sigue la dirección convencional de la corriente, el voltaje se eleva a través de una fuente (negativo a positivo) y se reduce al cruzar un resistor (positivo a negativo) [11].

Como en realidad no se puede ver la corriente, sólo sus efectos, no importa qué dirección se suponga en tanto sea utilizada consistentemente. Los resultados del análisis de un circuito eléctrico no se ven afectados por la dirección de la corriente supuesta para propósitos analíticos. La dirección utilizada para análisis es, principalmente, una cuestión de preferencia, y existen muchas propuestas sobre cada una de las modalidades. La dirección convencional de la corriente se utiliza también en la tecnología electrónica y casi exclusivamente a nivel de ingeniería [12].

2.2 Energía eléctrica

La energía es la capacidad de un cuerpo para realizar un trabajo o hacer que algo suceda o funcione, ya sea moviéndolo, calentándolo o alterándolo [6] la energía constituye la fuerza motriz de la civilización y determina, en gran medida, el nivel de desarrollo económico y social de un país determinado. El aumento en el uso de diferentes tipos de fuentes de energía ha sido considerable, particularmente fuentes de energía renovables para la generación de electricidad [13].

Dependiendo de la naturaleza, existen ocho formas básicas de energía: mecánica, térmica, eléctrica, química, magnética, electromagnética, nuclear y gravitacional. Existen numerosas formas de clasificar los tipos de recursos naturales generadores de energía. Incluyen la fuente de origen, el estado de desarrollo y la renovación de los recursos [14]. Existen tecnologías basadas en ciertos fenómenos naturales que son, para fines prácticos, de duración infinita. Estas incluyen tecnologías basadas en energía solar, eólica, energía hidroeléctrica, biocombustibles, algunos aspectos de la conversión de masa a energía, y la

utilización de productos de desecho como como astillas de madera y desechos como combustibles.

Cada una de estas energías las fuentes, denominadas colectivamente energías renovables, tienen límites en la energía disponible en un intervalo de tiempo dado, pero son renovables en el sentido de que los procesos naturales continuamente reponen el suministro de energía [15]. Los paradigmas emergentes para la operación, el control y la gestión de los sistemas de energía, especialmente en las redes de distribución, dependen cada vez más de las redes de comunicación y los sistemas de medición avanzados [16]

2.2.1 Campos eléctricos

Los electrodomésticos se han vuelto casi indispensables en nuestros hogares. La conexión a una fuente de alimentación y el uso de electricidad, sin embargo, conduce a la emisión de campos eléctricos (EF) y magnéticos (MF) [17].

La fuerza electromagnética consiste en una fuerza eléctrica F_m . La fuerza eléctrica F_e es similar a la fuerza gravitacional, pero con una diferencia importante. El origen del campo gravitacional es la masa y el del campo eléctrico es la carga eléctrica, y en tanto que ambos campos varían inversamente al cuadrado de la distancia a sus orígenes respectivos, la carga eléctrica puede tener polaridad positiva o negativa, en tanto que la masa no exhibe semejante propiedad [17].

Supongamos que tenemos una distribución de cargas q_1, q_2, \dots, q_N , fijas en el espacio, y nos interesa, no las fuerzas que se ejercen mutuamente, sino su efecto sobre otra carga q_0 que puede situarse en sus proximidades. Sabemos cómo determinar la fuerza resultante sobre esta carga dada su posición representada matemáticamente por la ecuación (2.3):

$$\vec{F}_0 = \sum_{i=1}^N k_e \frac{q_0 q_i}{r_{i,0}^2} \hat{r}_{i,0} = k_e q_0 \sum_{i=1}^N \frac{q_i}{r_{i,0}^2} \quad (2.3)$$

La fuerza es proporcional a q_0 así que si dividimos por esta carga obtenemos una magnitud que depende sólo de las cargas originarias. A esta función se le conoce como campo eléctrico [18], representado por la ecuación (2.4):

$$\vec{F}_0 = \sum_{i=1}^N k_e \frac{q_0 q_i}{r_{i,0}^2} \hat{r}_{i,0} = k_e q_0 \sum_{i=1}^N \frac{q_i}{r_{i,0}^2} \quad (2.4)$$

La comparación de los resultados de la intensidad del campo eléctrico y la densidad del flujo magnético obtenido mediante mediciones y cálculos muestra que

pueden aparecer algunas diferencias entre estos resultados [16]. Las principales razones de tales diferencias son las incertidumbres de medición y cálculo. Estas incertidumbres deben evaluarse con la mayor precisión posible, teniendo en cuenta todos los componentes de incertidumbre relevantes. La incertidumbre de medición comprende el error del instrumento de medición, el método aplicado de medición y las condiciones ambientales. La incertidumbre del cálculo comprende la incertidumbre del método de cálculo, así como la incertidumbre de los datos de entrada [19].

El tercer concepto básico es el de campo. La palabra campo posee la interpretación geométrica de extensión, superficie o espacio. Sin embargo, en física el concepto de campo consiste en la descripción del espacio donde se produce algún tipo de fuerzas. El campo gravitatorio es la zona del espacio donde una masa ejerce su influencia atrayendo a otras masas. El campo eléctrico se define exactamente igual, pero considerando las interacciones entre las cargas eléctricas. El campo magnético se define a través de las fuerzas entre dipolos magnéticos. La medición de un campo se realiza colocando en un punto del espacio una partícula de prueba (masa, carga o dipolo magnético) y se mide la fuerza ejercida sobre ella. El cociente entre la fuerza en dicho.

Existen algunas excepciones como pueden ser los voltímetros electrostáticos y ciertos sensores de posición que utilizan el campo eléctrico en el proceso de conversión de energía.

El punto y la magnitud de interés de la partícula es la intensidad del campo en el punto. Por ejemplo, si en un punto en la superficie de la tierra se mide la fuerza de atracción gravitatoria sobre la masa de prueba m , el dinamómetro indicará $F = mg$, donde g es la aceleración de gravedad en el punto donde se realiza la medida, y su dirección apunta hacia el centro de la tierra. El campo gravitatorio es el cociente entre la fuerza y la masa. En otras palabras, la aceleración de gravedad en cada punto determina el valor de la intensidad del campo gravitatorio. De igual forma, el campo eléctrico es el cociente entre la fuerza eléctrica sobre una partícula cargada, y el valor de la carga de esa partícula dada por la ecuación (2.5):

$$E = F_q \quad (2.5)$$

Para el fenómeno eléctrico se plantea una ecuación de equilibrio de fuerzas en función del campo eléctrico E y el campo magnético B de un sistema dado. Esta ecuación de equilibrio se conoce como relación de Lorenz como se representa en la ecuación (2.6):

$$F = q(E + v * B) \quad (2.6)$$

donde:

F es el vector de la fuerza resultante sobre la partícula cargada.

q es la carga eléctrica de la partícula.

E es el vector intensidad del campo eléctrico.

v es el vector velocidad.

B es el vector densidad de campo magnético.

En la ecuación (2.6) todas las cantidades vectoriales deben estar referidas a un sistema de referencia único. Además, el campo eléctrico E y el campo magnético B deben ser producidos externamente a la carga q . Para que ocurra una interacción electromagnética sobre la carga q es necesaria la existencia de otras cargas. En el punto que ocupa la carga q , el campo eléctrico E_1 se debe a las otras cargas presentes en el sistema y no a sí misma. En estas condiciones existe una interacción eléctrica entre la carga puntual q y el campo eléctrico E_1 producido por las cargas distribuidas en las dos placas.

En un convertidor electromagnético de energía es necesario analizar el mecanismo de creación de campo eléctrico E y magnético B [20].

2.3 Corriente alterna

El flujo de corriente eléctrica es bastante difícil de predecir este tipo de corriente eléctrica circula alternativamente en los dos sentidos, pero variando al mismo tiempo su valor. La forma de oscilación de la corriente alterna más comúnmente utilizada es la oscilación senoidal con la que se consigue una transmisión más eficiente de la energía, a tal punto que al hablar de corriente alterna se sobrentiende que se refiere a la corriente alterna senoidal [21].

Para suministrar una corriente alterna a un circuito se requiere una fuente de fem o voltaje alterno. Un ejemplo de este tipo de fuente es una bobina que gira con velocidad angular constante en un campo magnético. Esto crea una fem alterna sinusoidal, se aplica el término de fuente de C.A. a todo dispositivo que suministra un voltaje (diferencia de potencial) u corriente i que varía en forma sinusoidal [22].

La corriente alterna aparece en la electrotecnia con el desarrollo de los generadores rotativos gracias a los trabajos de Nikola Tesla en el siglo XIX. Estos generadores, al girar a una velocidad constante producen una fuerza electromotriz que varía en el tiempo como la señal sinusoidal periódica representada en la Figura 2.1 (a). Esta onda sinusoidal es también la manifestación de una multitud de otros fenómenos oscilatorios en física, química, biología, ingeniería etc.

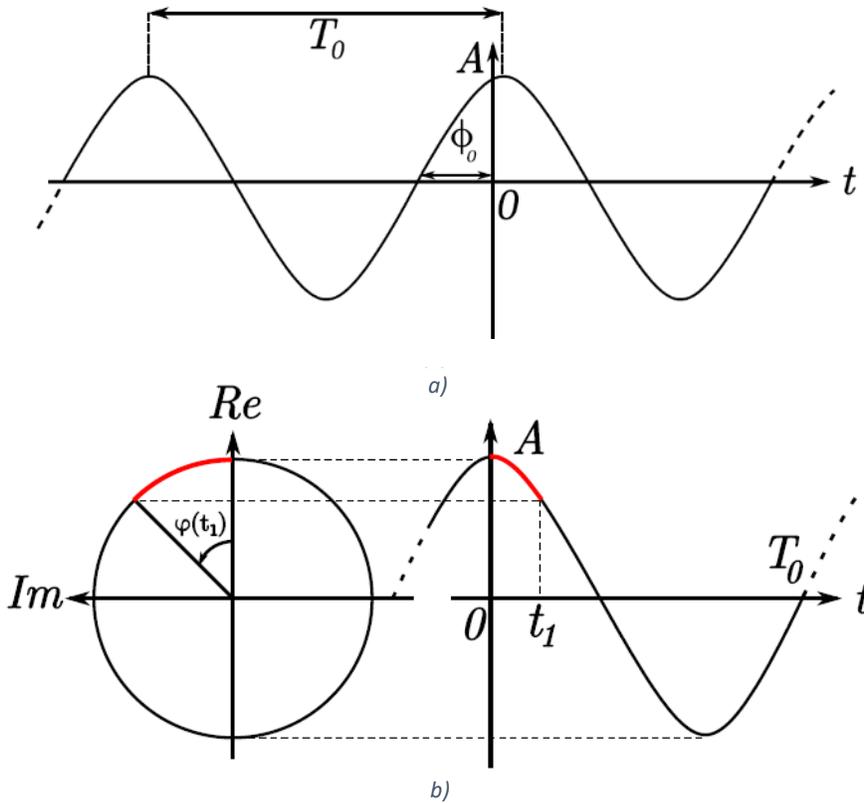


Figura 2.1 Representación de una función sinusoidal con sus parámetros

Debido a su importancia, existe una gran variedad de herramientas matemáticas que nos permite tratar teóricamente estas oscilaciones armónicas. Se detallan a continuación las características principales de las funciones sinusoidales.

Las señales alternas tienen distintos parámetros importantes. Primero es una función periódica con un cierto periodo T_0 en segundos que representa el tiempo para el cual se vuelve a repetir la forma de onda (ver Figura 2.1 (a)). La frecuencia es el número de veces que se repite el fenómeno en un segundo, y corresponde también al inverso del periodo como se representa en la ecuación (2.7):

$$f_0 = \frac{1}{T_0} \quad (2.7)$$

y tiene como unidad el hertzio [Hz]. La representación de esta onda se encuentra en las Figuras 2.1 (a) y (b), tiene la forma característica de una ola.

Una expresión matemática podría ser como se representa en la ecuación (2.8):

$$V(t) = A \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + V_0 \quad (2.8)$$

Es la función trigonométrica coseno. ϕ_0 se llama la fase inicial de la onda. Es la posición relativa de la onda en el tiempo $t = 0$. El parámetro A es la amplitud, es

decir el valor máximo o de pico que puede alcanzar la función A cuando no existe componente continua V_0 en la señal (es decir $V_0 = 0V$). El término dependiendo del tiempo en el coseno de la ecuación (2.8) se define la fase como se representa en la ecuación (2.9):

$$\varphi(t) = 2\pi f_0 t + \phi_0. \quad (2.9)$$

Podemos comprobar fácilmente que la función V es periódica de periodo T_0 . Nótese que $\varphi(0) = \phi_0$ es la fase inicial.

La fase puede representarse también en un círculo trigonométrico de radio A , figura 2.1 (b). Marcamos un punto M sobre este círculo tal que la fase $\varphi(t_1)$ represente el ángulo que forma un vector (\overline{OM}) con el eje x del círculo. La proyección de este vector sobre el eje x proporciona el valor numérico de la función V en el instante, en concreto vale V para nuestro ejemplo. La velocidad de rotación de este vector (\overline{OM}) se puede hallar con la derivada temporal de la fase como se representa en la ecuación (2.10):

$$\frac{d\varphi}{dt} = 2\pi f_0 = \frac{2\pi}{T_0} = \omega_0 \quad (2.10)$$

con ω_0 la frecuencia angular o velocidad angular de la onda en radianes por segundo, $[rad.s^{-1}]$. Podemos concluir que la velocidad angular es constante para una onda sinusoidal.

El mismo círculo de la figura 2.3.1 (b) se puede representar en el plano de los números complejos. El eje x correspondería al eje de los números reales y el eje y al de los números imaginarios. El vector (\overline{OM}) es equivalente a un número complejo de coordenadas $(A\cos(\varphi(t)), A\sin(\varphi(t)))$.

Otro parámetro importante relativo a la amplitud de una onda periódica es la amplitud cuadrática media, también llamado valor eficaz. Se define la amplitud cuadrática media de una función periódica como es expresada por la ecuación (2.11):

$$V_{ef} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (V(t))^2 dt}, \quad (2.11)$$

es el valor medio sobre un periodo de la onda llevada al cuadrado. Tiene importancia en electricidad dado que es una cantidad muy sencilla de medir experimentalmente, los aparatos de medidas proporcionan este valor. Para la onda sinusoidal de la ecuación (2.8) se obtiene la ecuación (2.12):

$$V_{ef} = \frac{A}{\sqrt{2}} \quad (2.12)$$

En la Figura 2.2 se han calculado unos ejemplos de valores eficaces para funciones periódicas más complicadas.

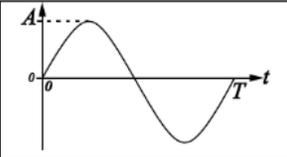
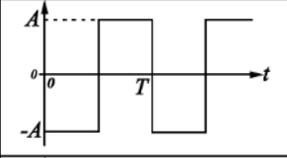
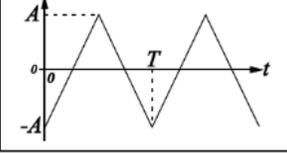
Señal sinusoidal		$V_{ef} = \frac{A}{\sqrt{2}}$
Señal cuadrada		$V_{ef} = A$
Señal triangular		$V_{ef} = \frac{A}{\sqrt{3}}$

Figura 2.2 Ejemplos de valores eficaces de funciones periódicas

2.4 Corriente continua

Una corriente es continua cuando su valor no varía en el tiempo. Experimentalmente, se ha comprobado que existen fuerzas mecánicas entre cargas eléctricas, y se pueden medir con gran precisión gracias a la ley de Coulomb representada matemáticamente por la siguiente ecuación (2.13):

$$F = K \frac{Q_1 Q_2}{r^2} u, \quad (2.13)$$

medida en Newtons. Q_1 y Q_2 son las cargas eléctricas de dos objetos, K una constante y r^2 , la distancia entre cargas. Esta fuerza es de naturaleza vectorial, es decir, que se deben de tener en cuenta su módulo, su dirección y su sentido. A tenor de la ley de Coulomb, se puede decir entonces que existe una influencia de una carga sobre cualquier otra en el espacio en forma de fuerza mecánica. Esta influencia no es exclusiva y admite superposición; es decir, que, si existen tres o más cargas, cada carga va a ejercer una fuerza sobre las otras cargas siguiendo la ley de Coulomb, de forma que se van a sumar las fuerzas una a una de forma independiente. Es la hipótesis llamada del espacio lineal, que establece que el efecto total resultante es la suma de los efectos individuales.

Una carga ejerce entonces una influencia en todo su entorno de modo que cualquier otra carga se ve afectada por la influencia de esta primera (y recíprocamente). La suma de estas influencias individuales se puede condensar en el concepto de **campo eléctrico**. Ese viene representado por una función vectorial que define la influencia de un conjunto de cargas en un determinado punto [23]. La fuerza ejercida

sobre una carga Q en presencia de un campo eléctrico E en un determinado punto viene dado por la ecuación (2.14):

$$F_Q = QE \quad (2.14)$$

El campo eléctrico tiene como unidades el $[V \cdot m^{-1}]$ o el $[N \cdot C^{-1}]$. El trabajo ΔW realizado por la fuerza F_Q al mover una carga según un desplazamiento elemental

ΔW se calcula mediante el producto escalar de la ecuación (2.15):

$$\Delta W = F_Q \cdot \Delta X = QE \cdot \Delta X \quad (2.15)$$

Una de las características más importantes de la fuerza F_Q es el hecho de ser conservativa. Se le puede asociar una energía potencial tal que la variación ΔU de energía potencial a lo largo del trayecto es menos el trabajo de la fuerza correspondiente a la ecuación (2.16):

$$\Delta U = -\Delta W = -QE \cdot \Delta x. \quad (2.16)$$

Moviendo la carga Q en este campo E siguiendo un desplazamiento elemental dx , se obtiene la diferencia de energía potencial sobre la carga representada por el diferencial de la ecuación (2.17):

$$dU = -F_Q \cdot dx = -QE \cdot dx, \quad (2.17)$$

En general, para un desplazamiento desde un punto A hasta un punto B , la variación de energía potencial es como se representa en la ecuación (2.18):

$$\Delta U = U_B - U_A = -\int_A^B QE \cdot dx, \quad (2.18)$$

Esta fuerza es conservativa por lo que el camino elegido para calcular esta integral no importa. El trabajo solo depende del punto inicial y final. La integral anterior tiene como resultado la energía potencial en el punto A (punto inicial) menos la energía potencial en el punto B . Se define entonces la diferencia de potencial eléctrico como en la ecuación (2.19):

$$V_B - V_A = \frac{\Delta U}{Q} = \frac{U_B - U_A}{Q} \int_A^B E \cdot dx, \quad (2.19)$$

Es una forma de calcular el trabajo por unidad de carga entre dos puntos. La cantidad V_A es el potencial eléctrico en el punto A , cuya unidad en el S.I. es el voltio $[V]$. La diferencia de potencial entre dos puntos A y B multiplicada por el valor de una carga define entonces el trabajo externo necesario para mover dicha carga entre ambos puntos como es representada en la ecuación (2.20):

$$\Delta U = W_B - W_A = Q(V_A - V_B), \quad (2.20)$$

El potencial eléctrico es una función escalar que depende de un punto o de una región del espacio. Sin embargo, es esencial definir una referencia absoluta para dar un valor a estos potenciales. Un convenio admitido establece que el potencial eléctrico en un punto alejado infinitamente del potencial estudiado es cero. En electricidad y electrónica, es poco usual referirse a un potencial absoluto en un punto, y en las situaciones prácticas se trabaja con diferencias de potencial o tensiones. La tensión entre dos puntos A y B se representa en un esquema escribiendo directamente la diferencia de potencial $V_A - V_B$. Un convenio para escribir de forma más condensada las tensiones consisten en abreviar la diferencia como $V_{AB} = V_A - V_B$. Los subíndices indican entre qué puntos se toma la diferencia de potencial. Esta notación permite, además, operar con las diferencias de potenciales como si fueran vectores. Por ejemplo, en conductor con tres tensiones diferentes en los puntos A , B y C , la relación entre las tensiones se puede descomponer como se representa en la ecuación (2.21):

$$V_{AC} = V_A - V_C = V_A - V_B + V_B - V_C = (V_A - V_B) + (V_B - V_C) = V_{AB} + V_{BC} , \quad (2.21)$$

De este modo se puede descomponer cualquier diferencia de potencial usando un punto intermediario análogamente a las relaciones vectoriales en geometría. Otras relaciones útiles para manipular tensiones, y que se deducen de las definiciones anteriores, son ecuaciones (2.22) y (2.23):

$$V_{AC} = V_A - V_C = -(V_C - V_A) = -V_{CA} , \quad (2.22)$$

$$V_{AA} = 0 \quad (2.23)$$

En este esquema la diferencia de potencial V_{AB} es positiva. El sentido del campo eléctrico se orienta del potencial mayor hacia el menor, lo cual define el sentido de arrastre de los electrones. Para electrones con una carga negativa, el movimiento global se orienta del potencial menor hacia el mayor.

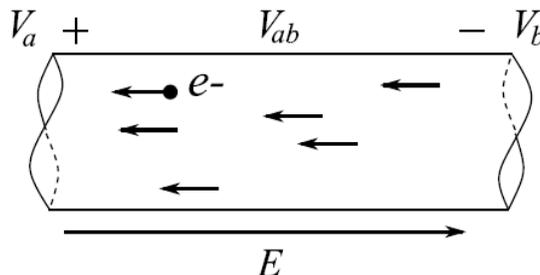


Figura 2.3 Alambre recorrido por una corriente continua

2.5 Conductores eléctricos y aislantes

Los conductores eléctricos son aquellos materiales en los cuales algunos de los electrones son libres, es decir, no están unidos a átomos y pueden moverse con relativa libertad a través del material. Un átomo de metal tiene uno o más electrones exteriores, unidos en forma débil al núcleo. Cuando se combinan muchos átomos para formar un metal, los electrones exteriores, que no están unidos a ningún átomo, se mueven por el metal de una forma similar a como lo hacen las moléculas de gas en el interior de un recipiente. Cuando los metales son cargados en alguna región pequeña, la carga se distribuye de inmediato sobre toda la superficie de éste. Algunos de los máximos exponentes son el oro, cobre, plata y aluminio.

Los aislantes eléctricos son aquellos materiales en los cuales todos los electrones están unidos a átomos y no pueden moverse libremente a través del material. Cuando se frota estos materiales, sólo la zona frotada se carga, y las partículas cargadas no pueden moverse hacia otras zonas del material. Algunos exponentes son el vidrio, el caucho y la madera.

Una tercera clase de materiales son los semiconductores, cuyas propiedades eléctricas se ubican en algún sitio entre las correspondientes a los aislantes y a los conductores. Las propiedades eléctricas de los semiconductores pueden cambiar, a varios órdenes de magnitud, mediante la adición de cantidades controladas de ciertos átomos a dichos materiales. Algunos exponentes son el silicio y el germanio, los cuales se utilizan en chips electrónicos [24].

Tabla 2.1 Clasificación de materiales

Material	Electrones libres/cm ³
Conductores	10 ²²
Semiconductores	10 ²³
Aislantes	10 ²⁴

Para emplear la electricidad y el magnetismo, suelen clasificarse los materiales en aislantes y conductores como puede observarse en la Tabla 2.1. Tras la clasificación está la movilidad de las partículas que se encargan de transportar la carga eléctrica.

Los conductores eléctricos, son aquellos materiales en los cuales algunos de los electrones o cargas eléctricas son libres, es decir, no están unidos a átomos y pueden moverse con relativa libertad a través del material [25] bajo la influencia de un campo eléctrico. Los casos más comunes son los metales como el cobre, plata, oro, aluminio etc. El cobre es el metal que se utiliza en la actualidad con mayor frecuencia en el campo de la electricidad. El examen de su estructura atómica

ayudará a explicar la amplitud de sus aplicaciones. En la Figura 2.4 el átomo de cobre tiene un electrón más de lo que se necesita para completar las tres primeras capas [26].

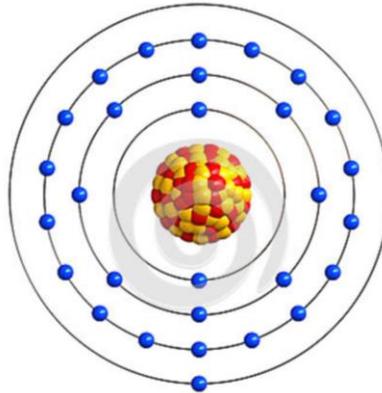


Figura 2.4 Estructura del átomo de cobre

Una fase sólida contiene una gran cantidad de átomos, todos idénticos en el caso de un elemento, o de varios tipos diferentes en el caso de una aleación o compuesto químico. Estos átomos están unidos entre sí por medio de sus electrones de los cuales depende la cohesión del sólido [27]. Pero estos enlaces pueden ser de varios tipos diferentes, dependiendo en gran medida de las energías de ionización totales de los átomos presentes, en otras palabras, las energías necesarias para mover todos los electrones de valencia de estos átomos al infinito.

El contenido de agua en los materiales de aislamiento aumenta la conductividad eléctrica y el factor de disipación y reduce la resistencia eléctrica [28].

La potencia en una resistencia es proporcional al cuadrado de la corriente multiplicada por la resistencia. La resistencia transforma básicamente la energía eléctrica en calor, mediante el efecto Joule de disipación térmica. La capacidad de disipación térmica limita la corriente máxima que puede circular por la resistencia.

Materiales como el vidrio, caucho y la lucita están dentro de la categoría de aisladores. Cuando estos materiales son cargados por frotamiento, sólo el área que se frota se carga y ésta no se mueve hacia otras regiones del material [29].

En contraste, materiales como el cobre, el aluminio y la plata son buenos conductores. Cuando estos materiales se cargan en alguna pequeña región, la carga rápido se distribuye sobre toda la superficie del conductor. Si se sostiene una barra de cobre con la mano y se frota con lana o cualquier piel, la barra no atraerá un pequeño pedazo de papel. Esto podría sugerir que no se puede cargar un metal. Por otro lado, si se sostiene la barra de cobre con un mango de lucita y después se

frota, la barra permanecerá cargada y atraerá al trozo de papel. Esto se puede explicar al observar que, en el primer caso, la carga eléctrica producida por frotamiento pasa con facilidad del cobre a nuestra mano y, finalmente, hacia la tierra. En el segundo caso, el mango aislador de lucita evita el flujo de la carga hacia la tierra.

Los semiconductores constituyen una tercera clase de materiales, y sus propiedades eléctricas se encuentran entre las correspondientes a los aislantes y los conductores. El silicio y el germanio son ejemplos bien conocidos de semiconductores que se utilizan con frecuencia en la fabricación de una variedad de dispositivos electrónicos. Las propiedades eléctricas de los semiconductores pueden ser cambiadas en varios órdenes de magnitud, agregando cantidades controladas de átomos extraños a los materiales [30].

Tabla 2.2 Resistividades y coeficientes de temperatura de resistividad para diferentes materiales

Material	Resistividad $\Omega \cdot m$	Coficiente de temperatura $\alpha [^{\circ}C^{-1}]$
Plata	1.59×10^{-8}	3.8×10^{-3}
Cobre	1.7×10^{-8}	3.9×10^{-3}
Oro	2.44×10^{-8}	3.4×10^{-3}
Aluminio	2.82×10^{-8}	3.9×10^{-3}
Tungsteno	5.6×10^{-8}	4.5×10^{-3}
Hierro	10×10^{-8}	5.0×10^{-3}
Platino	11×10^{-8}	3.92×10^{-3}
Plomo	22×10^{-8}	3.9×10^{-3}
Nicromo	1.50×10^{-6}	0.4×10^{-3}
Carbono	3.5×10^{-8}	-0.5×10^{-3}
Germanio	0.46	-48×10^{-3}
Silicio	640	-75×10^{-3}
Vidrio	10^{-10} a 10^{-14}	
Hule duro	$\approx 10^{-3}$	
Azufre	10^{15}	
Cuarzo(fundido)	75×10^{-16}	

2.6 Transferencia de calor

La energía interna de un sistema es almacenada a nivel molecular o atómico, es decir, los átomos o moléculas tienen la posibilidad de existir en distintos estados energéticos.

Podemos definir el calor como la energía que se transfiere como consecuencia de la existencia de diferentes temperaturas entre dos sistemas o entre diferentes partes de un sistema [31]. Los fundamentos de la conducción de calor se establecieron hace más de un siglo y se atribuyen generalmente a Fourier, en la mayoría de los casos que involucran flujo, tal como flujo de calor, de fluido o de electricidad, se ha observado que la cantidad que fluye es directamente proporcional a la resistencia que se aplica al sistema [32]. La conducción es la transferencia de energía de las partículas más energéticas de una sustancia hacia las adyacentes menos energéticas, como resultado de interacciones entre esas partículas. La conducción puede tener lugar en los sólidos, líquidos o gases [33].

La transferencia de calor es la ciencia que trata de predecir el intercambio de energía que puede tener lugar entre cuerpos materiales, como resultado de una diferencia de temperatura. La termodinámica enseña que esta transferencia de energía se define como calor. La ciencia de la transferencia de calor pretende no sólo explicar cómo la energía térmica puede ser transferida, sino también predecir la rapidez con la que, bajo ciertas condiciones específicas, tendrá lugar esa transferencia. El hecho de que el objetivo deseado del análisis sea la *rapidez* de la transferencia del calor, señala la diferencia entre la transferencia de calor y la termodinámica. La termodinámica trata sistemas en equilibrio; puede usarse para predecir la cantidad de energía requerida para llevar un sistema desde un estado de equilibrio a otro; no puede usarse, en cambio, para predecir lo rápido que será el cambio, ya que el sistema no está en equilibrio durante el proceso [34]. La transferencia de calor complementa los principios primero y segundo de la termodinámica, al proporcionar leyes experimentales adicionales que se usan para establecer la rapidez de la transferencia de energía. Como en la ciencia de la termodinámica, las leyes experimentales usadas como base para la transferencia de calor son bastante simples y fácilmente extensibles, de modo que abarcan gran variedad de situaciones prácticas. Como un ejemplo de los diferentes tipos de problemas que son tratados por la termodinámica y por la transferencia de calor, considérese el enfriamiento de una barra de acero caliente que se introduce en un cubo con agua. La termodinámica puede utilizarse para predecir la temperatura final de equilibrio del conjunto barra de acero-agua. La termodinámica no dirá cuánto tiempo se tarda en alcanzar la condición de equilibrio. La transferencia de calor puede utilizarse para predecir la temperatura de la barra y del agua como función del tiempo [33].

La conducción es la transferencia de energía de las partículas más energéticas de una sustancia hacia las adyacentes menos energéticas, como resultado de interacciones entre esas partículas. La conducción puede tener lugar en los sólidos, líquidos o gases. Hay tres formas diferentes en las que el calor puede pasar del transmisor al receptor, es muy común que en muchas de las aplicaciones en la ingeniería existen combinaciones de dos o tres. Estas son, conducción, convección y radiación [32].

2.7 Transferencia de calor por conducción

Cuando en un sistema sólido, líquido o gaseoso, existe una variación de temperatura en una determinada dirección, las moléculas o átomos más calientes, pueden transmitir parte de su energía a sus vecinas por medio del contacto intermolecular. En el caso de los sólidos, normalmente se acepta que la energía molecular, está asociada a alguna forma de vibración. Cada molécula vibra en una posición fija, y puede intercambiar energía con sus moléculas contiguas. Existen gradientes de temperatura en los cuerpos, una transferencia de energía desde la región a alta temperatura hacia la región de baja temperatura. La energía se ha transferido por conducción y que el flujo de calor por unidad de área es proporcional al gradiente normal de temperatura como se representa en la ecuación (2.24).

$$\frac{q}{A} \sim \frac{\partial T}{\partial x} \quad (2.24)$$

Cuando se introduce la constante de proporcionalidad como se expresa en la ecuación (2.25):

$$q = -kA \frac{\partial T}{\partial x} \quad (2.25)$$

donde q es el flujo de calor $\partial T/\partial x$ es el gradiente de temperatura en la dirección del flujo de calor. Se llama conductividad térmica del material a la constante positiva k , y se ha puesto el signo menos para satisfacer el segundo principio de la termodinámica. La ecuación (2.25) representa a la ley de Fourier de la conducción de calor en honor al físico-matemático francés Joseph Fourier, quien hizo contribuciones muy importantes al tratamiento analítico de la transferencia de calor por conducción. Es importante señalar que la ecuación (2.25) es la ecuación que define la conductividad térmica y que k tiene las unidades de vatios por metro y por grado Celsius en un sistema de unidades en el que el flujo de calor se exprese en vatios. Para determinar la ecuación básica que gobierna la transferencia de calor en un sólido, haciendo uso de la ecuación (2.25) como punto de partida. Considérese el sistema unidimensional mostrado en la Figura (2.25).

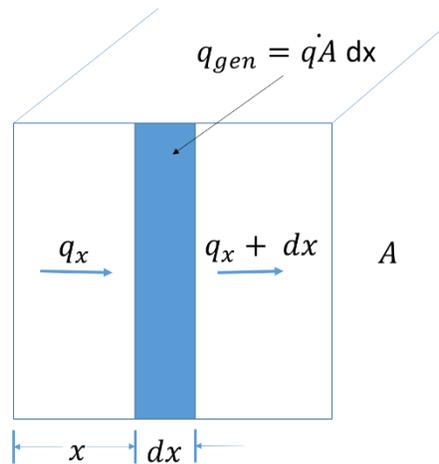


Figura 2.5 Volumen elemental para el análisis de la conducción de calor unidimensional

Si el sistema está en régimen estacionario, esto es, si la temperatura no varía con el tiempo, entonces el problema es simple, y sólo es necesario integrar la ecuación (2.25) y sustituir los valores apropiados para obtener la magnitud deseada. Sin embargo, si la temperatura del sólido varía con el tiempo, o si en el interior del sólido hay fuentes o sumideros de calor, el problema es más complejo. Se va a considerar el caso más general en el que la temperatura puede variar con el tiempo y en el que pueden existir fuentes de calor en el interior del cuerpo.

Con estas condiciones, el balance de energía para un elemento de espesor dx resulta Energía que entra por conducción a través de la cara izquierda + + Calor generado en el interior del elemento = = Variación de la energía interna + + Energía que sale por conducción a través de la cara derecha [35].

Características del mecanismo de conducción:

- Para que exista conducción es necesaria la presencia de materia. Existe, en cambio, otro mecanismo llamado radiación, que permite la propagación de calor en el vacío.
- Es un mecanismo que permite la propagación de calor en medios en reposo. En los fluidos en movimiento, se verifica otro mecanismo que es la convección.
- Es el único modo posible de transmisión de calor en sólidos opacos.

2.8 Conductividad térmica

La ecuación (2.25) es la que define la conductividad térmica. Basándose en esta definición pueden realizarse medidas experimentales para determinar la conductividad térmica de diferentes materiales. Para gases, a temperaturas moderadamente bajas, pueden utilizarse los tratamientos analíticos de la teoría cinética de gases para predecir con precisión los valores observados experimentalmente. En algunos casos, se dispone de teorías para la predicción de las conductividades térmicas de líquidos y sólidos, pero, por lo general, cuando se trata de líquidos y sólidos es preciso clarificar algunas cuestiones y conceptos todavía abiertos.

Tabla 2.3 Conductividades térmicas de algunos materiales a 0 °C

Material	Conductividad térmica k	
	$\frac{W}{m} \cdot ^\circ C$	$\frac{Btu}{h} \cdot ft \cdot ^\circ F$
Metales		
Plata (pura)	410	237
Cobre (puro)	385	223
Aluminio (puro)	202	117
Níquel (puro)	93	54
Hierro (puro)	73	42
Acero al carbono, 1% C	43	25
Plomo (puro)	35	20,03
Acero cromo-níquel (18% Cr, 8% Ni)	16,3	9,4
Sólidos no metálicos		
Diamante	2300	1329
Cuarzo, paralelo al eje	41,6	24
Magnesita	4,15	2,4
Mármol	2,08 - 2,94	1,2 - 1,7
Piedra arenisca	1,83	1,06
Vidrio, ventana	0,78	0,45
Arce o roble	0,17	0,096
Serrín	0,059	0,034
Lana de vidrio	0,038	0,022
Hielo	2,22	1,28
Líquidos		
Mercurio	8,21	4,74
Agua	0,556	0,327
Amoníaco	0,54	0,312
Aceite lubricante, SAE 50	0,147	0,085
Gases		
Hidrógeno	0,175	0,101
Helio	0,141	0,081
Aire	0,024	0,0139
Vapor de agua (saturado)	0,0206	0,0119
Dióxido de carbono	0,0146	0,00844

El mecanismo de la conducción térmica en gases es muy simple. Se identifica la energía cinética de una molécula con su temperatura; así, en una región de alta temperatura, las moléculas poseen velocidades más altas que en una región de baja temperatura. Las moléculas están en continuo movimiento aleatorio, chocando unas con otras e intercambiando energía y cantidad de movimiento. Las moléculas tienen ese movimiento aleatorio exista o no un gradiente de temperatura en el gas.

Si una molécula se mueve desde una región de alta temperatura a otra de menor temperatura, transporta energía cinética hacia la zona del sistema de baja temperatura y cede esta energía mediante los choques con las moléculas de menor energía.

En la Tabla 2.3 se da la lista de valores típicos de la conductividad térmica de algunos materiales para indicar los órdenes de magnitud relativos que se esperan en la práctica. En general, la conductividad térmica depende fuertemente de la temperatura.

Se señala que la conductividad térmica tiene unidades de vatio por metro y por grado Celsius cuando el flujo de calor se expresa en vatios. Nótese que está involucrada la rapidez del calor y el valor numérico de la conductividad térmica indica lo rápido que el calor fluirá en un material dado.

Cuanto más rápidamente se mueven las moléculas, más rápidamente transportarán la energía. La conductividad térmica de un gas debe depender de la temperatura. Un tratamiento analítico simplificado muestra que la conductividad térmica de un gas varía con la raíz cuadrada de la temperatura.

La energía térmica en los sólidos puede transferirse por conducción mediante dos mecanismos: por vibración de la red y por transporte de electrones libres. En buenos conductores eléctricos se mueve un número bastante grande de electrones libres en la estructura reticular. Así como esos electrones pueden transportar carga eléctrica, también pueden transportar energía térmica desde una región de alta temperatura a otra de baja temperatura como en el caso de los gases. De hecho, se hace referencia a estos electrones como gas de *electrones*. La energía puede también transmitirse como energía de vibración en la estructura reticular del material. Sin embargo, este último modo de transferir energía no es, por lo general, tan efectivo como el de transporte de electrones, y por esta razón, los buenos conductores eléctricos son casi siempre buenos conductores del calor, como el cobre, el aluminio y la plata, y los aislantes eléctricos son corrientemente buenos aislantes térmicos. Una excepción señalada es el diamante, que es un aislante eléctrico pero que tiene una conductividad térmica unas cinco veces mayor que la plata o el cobre. Este hecho es el que permite a los joyeros distinguir entre los diamantes auténticos y las piedras falsas. Existen pequeños instrumentos que miden la respuesta de las piedras a un pulso térmico. Un diamante auténtico muestra una respuesta mucho más rápida que una piedra falsa.

2.9 Transferencia de calor por convección

La convección es el método de transferencia de energía entre una superficie sólida y el líquido o gas adyacente que está en movimiento y comprende los efectos combinados de la conducción y el movimiento de fluidos. Entre más rápido es el movimiento de un fluido, mayor es la transferencia de calor por convección. En ausencia de cualquier movimiento masivo de fluido, la transferencia de calor entre una superficie sólida y el fluido adyacente es por conducción pura. La presencia de movimiento masivo del fluido acrecienta la transferencia de calor entre la superficie sólida y el fluido, pero también complica la determinación de las razones de esa transferencia. Es bien conocido que una placa de metal caliente se enfriará más rápidamente cuando se coloca delante de un ventilador que cuando se expone al aire en calma. Se dice que el calor se ha cedido hacia fuera de la placa y al proceso se le llama transferencia de calor por convección [36].

La convección recibe el nombre de convección forzada si el fluido es forzado a fluir sobre la superficie mediante medios externos como un ventilador, una bomba o el viento. Como contraste, se dice que es convección natural (o libre) si el movimiento del fluido es causado por las fuerzas de empuje que son inducidas por las diferencias de densidad debidas a la variación de la temperatura en ese fluido. Por ejemplo, en ausencia de un ventilador, la transferencia de calor del bloque caliente de será por convección natural, ya que, en este caso, cualquier movimiento en el aire se deberá a la elevación del aire más caliente (y, por lo tanto, más ligero) cercano a la superficie y la caída del más frío (y, por lo tanto, más pesado) para llenar su lugar. Los procesos de transferencia de calor que comprenden cambio de fase de un fluido también se consideran como convección a causa del movimiento de ese fluido inducido durante el proceso, como la elevación de las burbujas de vapor durante la ebullición o la caída de las gotitas de líquido durante la condensación.

La rapidez de la transferencia de calor por convección es proporcional a la diferencia de temperatura y se expresa en forma conveniente por la ley de Newton del enfriamiento, ecuación (2.26).

$$\dot{Q}_{conv} = hA_S(T_S - T_\infty) \quad (W) \quad (2.26)$$

donde h es el coeficiente de transferencia de calor por convección, en $W/m^2 \cdot ^\circ C$ o $Btu/h \cdot ft^2 \cdot ^\circ F$, A_S es el área superficial a través de la cual tiene lugar la transferencia de calor por convección, T_S es la temperatura de la superficie y T_∞ es la temperatura del fluido suficientemente alejado de esta superficie. En la superficie la temperatura del fluido es igual a la del sólido. El coeficiente de transferencia de calor por convección h no es una propiedad del fluido. Es un parámetro que se determina en forma experimental y cuyo valor depende de todas las variables que

influyen sobre la convección, como la configuración geométrica de la superficie, la naturaleza del movimiento del fluido, las propiedades de éste y la velocidad masiva del mismo. En la tabla 2.4 se dan valores típicos de h . Algunos no consideran a la convección como un mecanismo fundamental de transferencia del calor ya que, en esencia, es conducción de calor en presencia de un movimiento de fluido. Pero todavía se necesita dar un nombre a este fenómeno combinado, a menos que se desee seguir refiriéndose a él como “conducción con movimiento de fluido”. Por lo tanto, resulta práctico reconocer a la convección como un mecanismo separado de transferencia de calor, a pesar de los argumentos válidos en contra.

Tabla 2.4 Valores típicos del coeficiente de transferencia de calor por convección

Tipos de convección	$h, \frac{W}{m^2} * ^\circ C$
Libre de gases	2-5
Libre de líquidos	10-1000
Forzada de gases	25-250
Forzada de líquidos	50-20000
Ebullición y condensación	2500-100000

2.10 Transferencia de calor por radiación

La radiación es la energía emitida por la materia en forma de ondas electromagnéticas (o fotones) como resultado de los cambios en las configuraciones electrónicas de los átomos o moléculas. A diferencia de la conducción y la convección, la transferencia de calor por radiación no requiere la presencia de un medio interventor. De hecho, la transferencia de calor por radiación es la más rápida (a la velocidad de la luz) y no sufre atenuación en un vacío. Ésta es la manera en la que la energía del Sol llega a la Tierra.

En los estudios de transferencia de calor es de interés la radiación térmica, que es la forma de radiación emitida por los cuerpos debido a su temperatura. Es diferente de las otras formas de radiación, como los rayos X, los rayos gamma, las microondas, las ondas de radio y de televisión, que no están relacionadas con la temperatura. Todos los cuerpos a una temperatura arriba del cero absoluto emiten radiación térmica.

La radiación es un fenómeno volumétrico y todos los sólidos, líquidos y gases emiten, absorben o transmiten radiación en diversos grados. Sin embargo, la

radiación suele considerarse como un fenómeno superficial para los sólidos que son opacos a la radiación térmica, como los metales, la madera y las rocas, ya que las radiaciones emitidas por las regiones interiores de un material de ese tipo nunca pueden llegar a la superficie, y la radiación incidente sobre esos cuerpos suele absorberse en unas cuantas micras hacia adentro de dichos sólidos. La razón máxima de la radiación que se puede emitir desde una superficie a una temperatura termodinámica T_s (en K o R) es expresada por la ley de Stefan-Boltzmann como se representa en la ecuación (2.27):

$$\dot{Q}_{emitida,m\acute{a}x} = \sigma A_S T_S^4 \quad (W) \quad (2.27)$$

donde $\sigma = 5.67 * 10^{-8} W/m^2 * K^4$, o bien, $0.1714 * 10^{-8} Btu/h \cdot ft^2 \cdot R^4$ es la constante de Stefan-Boltzmann. La superficie idealizada que emite radiación a esta razón máxima se llama cuerpo negro y la radiación emitida por éste es la radiación del cuerpo negro. La radiación emitida por todas las superficies reales es menor que la emitida por un cuerpo negro a la misma temperatura y se expresa como en la ecuación (2.28):

$$\dot{Q}_{emitida} = \varepsilon \sigma A_S T_S^4 \quad (W) \quad (2.28)$$

2.11 Efecto joule

Las cargas al moverse por un conductor sufren colisiones con otras cargas y con los átomos del material. En los choques transmiten energía al material, que se convierte en vibraciones, es decir, aumenta su temperatura; en otras palabras, el paso de corriente convierte energía eléctrica en térmica.

Una corriente eléctrica que fluye en cualquier material conductor provoca la deposición de energía térmica en ese material [37], cuándo la energía disipada por una corriente eléctrica que fluye a través de un conductor se convierte en energía térmica [38] se le conoce como efecto Joule, debido a la investigación que realizó el físico Inglés James Prescott Joule [6]. El físico resumió su investigación en el siguiente enunciado:

La cantidad de calor producida por el paso de la corriente eléctrica a través de cierto material depende de tres factores: la intensidad de la corriente, la resistencia del material y el tiempo durante el cual está pasando dicha corriente.

Potencia y Ley de Joule

La potencia de entrada P a un dispositivo está dada por la ecuación (2.29):

$$P = VI \text{ (watts, W)} \quad (2.29)$$

Donde V = voltaje aplicado, (volts)

I = corriente, A

De la Ley de Ohm ($V = IR$), se transforma en la ecuación (2.30)

$$P = I^2R \text{ (W)} \quad (2.30)$$

El campo utilizado en la deducción de la potencia disipada en calor no incluye el campo no conservativo que produce la fuente de energía. Si el volumen considerado incluye una fuente de energía se debe tener en cuenta el campo no conservativo, y en este caso la potencia incluirá la disipada en el volumen considerado y la que se utiliza para mantener la corriente en otros puntos del conductor [39].

2.12 Técnicas ópticas para medición de corriente eléctrica

La fibra óptica es el medio en el cual las señales de comunicación se transmiten de un lugar a otro en forma de luz guiada a través de finas fibras de vidrio o plástico. Estas señales son pulsos digitales o corrientes de luz analógicas moduladas continuamente que representan información. Estos pueden ser información de voz, información de datos, información de la computadora, información de video o cualquier otro tipo de información. Estos mismos tipos de información pueden enviarse a través de cables metálicos como par trenzado y coaxial y a través del aire en frecuencias de microondas.

La razón para usar fibra óptica es porque ofrece ventajas que no están disponibles en ningún conductor metálico o microondas. La principal ventaja de la fibra óptica es que puede transportar más información a distancias más largas en menos tiempo que cualquier otro medio de comunicación. Además, no se ve afectado por la interferencia de la radiación electromagnética, lo que permite transmitir información y datos con menos ruido y menos errores. También hay muchas otras aplicaciones para fibra óptica que simplemente no son posibles con conductores metálicos. Estos incluyen sensores, aplicaciones científicas, aplicaciones médicas, quirúrgicas, aplicaciones industriales, iluminación de sujetos y transporte de imágenes. La mayoría de las fibras ópticas están hechas de vidrio,

aunque algunas están hechas de plástico. Para protección mecánica, la fibra óptica está alojada dentro de los cables [40].

Los sensores de fibra óptica parecen tener ventajas abrumadoras, como alta sensibilidad, compacidad, peso ligero, inmunidad a interferencias electromagnéticas, detección remota y capacidad de multiplexación sobre los sensores convencionales.

Estos sensores se han realizado con éxito para una amplia gama de aplicaciones, incluida la medición de temperatura [41] [42], presión [42] [43], corriente [44] [45], índice de refracción [42], deformación [43] [46], campo magnético [47], ángulo [48], presión hidráulica, humedad [49], detección de frecuencia cardíaca [50], etc.

En los últimos tiempos, se han reportado mediciones simultáneas de sensores de fibra de múltiples parámetros [41] [42] [43]. Se han informado muchas técnicas de detección interferométrica de todas las fibras, por ejemplo, el rallado de fibra de período largo (LPFG), la rejilla de Bragg de fibra (FBG) [51], el interferómetro Mach-Zehnder [46] [49], para la estimación y medición de diversas pruebas físicas. Del mismo modo, la estructura del interferómetro en cascada basada en el interferómetro Mach-Zehnder (MZI) y el interferómetro Sagnac también se ha propuesto para la detección simultánea de la tensión y el estrés [43]. A pesar de muchas ventajas, los interferómetros de fibra sufren de un alto grado de variaciones aleatorias en su respuesta de salida / patrón marginal que requiere el uso para el empleo de técnicas especiales de empaque.

Además, para reducir las pérdidas de calor de Joule en las líneas de transmisión de energía de alta tensión, ha habido una propuesta para reemplazar la transmisión de CA (corriente alterna) existente por el empleo de líneas de transmisión de CC (corriente continua) [52]. La disipación de calor del Joule (en líneas de transmisión de CC, aunque sea menor que la de las líneas de transmisión de CA) conduce a un alargamiento axial de los cables eléctricos de transmisión. Tal problema requiere la estimación / medición del flujo de corriente a través de la línea de transmisión de energía a larga distancia en tiempo real [44]. Los sensores de corriente basados en el efecto Faraday (sin fibra) son costosos y voluminosos por naturaleza.

Entre los métodos tradicionales de medición de corriente eléctrica usando fibras ópticas, se encuentran los sensores Hall con concentrados de campos eléctricos, sensores de corriente magnetoópticos y superconductores [53].

Se requieren sensores de corriente para numerosas aplicaciones, incluidas las siguientes:

- monitoreo de fugas de corriente
- aplicaciones industriales: grandes corrientes de CA y CC
- aplicaciones de automóviles: requisitos especiales para automóviles híbridos
- domótica
- producción, conversión y almacenamiento de energía
- unidades de motor, convertidores de potencia y módulos de potencia
- sensores de corriente integrados en circuitos integrados.
-

Durante los últimos años se han ido desarrollando una variedad de técnicas y sensores ópticos para la medición de corriente eléctrica, entre los principios que se han usado para estas técnicas están, el efecto Faraday (campo magnético), interferómetros, rejillas de Bragg, entre otros.

Dentro de los sensores y técnicas que se han llevado a cabo, está el interferómetro de reflexión de polarización girada que desarrollaron Chunxi Zhang, Chuansheng Li y colaboradores, que tiene una serie de ventajas sobre los transformadores de corriente convencionales, como alta precisión, amplio rango dinámico, amplio ancho de banda, naturaleza dieléctrica e inmunidad mecánica. En países como China el sensor de corriente de fibra óptica, se ha convertido gradualmente en el equipo clave para la construcción de la subestación digital e incluso red inteligente. El funcionamiento de este sensor, se basa en el efecto Faraday en una fibra óptica monomodo. El campo magnético generado por la corriente a medir induce una diferencia de fase entre las ondas de luz polarizada que circulan de izquierda a derecha en la bobina de detección, entre las dos olas es proporcional a la corriente eléctrica [54].

Otro sensor que se ha utilizado ampliamente en el campo de la medición de energía eléctrica es el que desarrollaron Yang Feili, Hou Xingzhe y colaboradores. La corriente medida generalmente es de cientos o miles de amperes. Para el desarrollo de este sensor, se requirió una bobina de detección de fibra óptica muy pequeña de 10 cm de diámetro. El error de medición es de $\pm 0.2\%$. La innovación en este sensor es la medición simultánea de corriente eléctrica y temperatura, el rango de medición de temperatura es de -40°C a 70°C y de 1 A a 120 A [55].

También desarrollaron una metodología para elaborar un sensor de corriente de fibra que aprovecha el cambio en el estado de polarización de la luz que viaja a través de la fibra óptica debido al efecto Faraday. Recientemente se ha informado una interesante configuración, basada en conicidad en cascada forma una fibra simple monomodo que es más fácil de fabricar, las fibras cónicas detectan corriente continua. El calor disipado por Joule induce cambios en la respuesta de longitud de

onda de salida de la fibra, el sistema de detección funciona con una interfaz de fotodetector en el software LABVIEW. El rango de medición de corriente continua de 0 A a 4.1 A y el rango de temperatura de 0 °C A 120 °C [52]. Y estos son solo algunos de los muchos sensores de fibra óptica, que como la literatura ha demostrado, son una excelente opción para la medición de variables físicas y químicas [52].

2.13 Inteligencia artificial

El estudio de la Inteligencia Artificial o IA empezó a mediados del siglo XX, cuya idea no creó grandes expectativas, sin embargo, actualmente se considera que el enfoque computacional inteligente es dependiente de los logros y el desarrollo que ha ido obteniendo en las últimas décadas, se ha consolidado en el ámbito de la computación como una acepción totalmente asumida, aunque siga causando controversia en algunos sectores científicos [56].

Otra de las razones del estudio de la IA, es porque las entidades inteligentes construidas son interesantes y útiles además de las fases tempranas en las que todavía se encuentra. Es imposible realizar un análisis que pronostique con precisión lo que se espera en un futuro, ya que tendrá repercusiones importantes en la vida diaria, así como en la civilización [57].

El campo de la IA, no solo comprende, sino que también se esfuerza en construir entidades inteligentes. La IA brinda herramientas para encontrar la relación entre entradas y salidas de un proceso, cuyo modelo matemático es difícil de encontrar. Algunos autores llaman la IA con otros términos como “computación antrópica” (anthropic computing), “racionalidad computacional” (computational rationality), son algunos de los nombres alternativos de la IA [58].

El campo de la IA se compone de varias áreas de estudio, las más comunes e importantes son:

- Búsqueda de soluciones
- Sistemas expertos
- Procesamiento de lenguaje natural
- Reconocimiento de modelos
- Robótica
- Aprendizaje de las máquinas
- Lógica
- Incertidumbre y “lógica difusa”
- Redes Neuronales

La llegada de las computadoras a principios de la década de los años cincuenta del siglo pasado, permitió pasar de la especulación de las charlas de café a su abordaje mediante una auténtica disciplina teórico-experimental. En realidad, la IA ha resultado ser mucho más compleja de lo que inicialmente se pensó al principio, ya que las ideas modernas que se tienen de ella se caracterizan por su gran riqueza, sutilidad y por lo interesantes que son.

Las tablas 2.5 y 2.6 muestran algunas de las definiciones de la IA. Estas definiciones varían en torno a dos dimensiones principales. Las que se establecen

en la tabla 2.5 se refieren a procesos mentales y al razonamiento, en tanto que las de la tabla 2.6 se correlacionan con la conducta. Las definiciones que están a la izquierda de la tabla 2.5 miden la condición deseable en función de la eficiencia humana, mientras que las de la derecha lo hacen según el concepto de inteligencia ideal denominado racionalidad. Se considera que un sistema es racional si hace lo correcto. A lo largo de la historia se han adoptado los cuatro enfoques que se aprecian en las tablas a y b. Desde luego existe una tensión entre enfoques que se centran en lo humano y los que se enfocan en la racionalidad. El enfoque centrado en el comportamiento humano constituye una ciencia empírica que entraña el empleo de hipótesis y de su confirmación mediante experimentos, mientras que el enfoque racionalista combina matemáticas e ingeniería [59].

Tabla 2.5 Algunas definiciones de IA

La interesante tarea de lograr que las computadoras piensen... maquinas con mente, en su más amplio sentido literal (Haugeland, 1985)	El estudio de las facultades mentales, mediante el uso de modelos computacionales (Charniak y Mcdermot, 1985)
La automatización de actividades que vinculamos con procesos de pensamiento humano, actividades tales como toma de decisiones, resolución de problemas, aprendizaje (Bellman, 1978)	El estudio de los cálculos que permiten percibir, razonar, actuar (Winston, 1992)
El arte de crear maquinas con capacidad para realizar funciones por personas requieren de inteligencia (Kurzwell, 1990)	Un campo de estudio que se enfoca en la explicación y emulación de conducta inteligente en función de procesos computacionales (Schlkoff, 1990)
El estudio de cómo lograr que las computadoras realicen tareas, que, por el momento, los humanos hacen mejor. (Rich y Knight, 1991)	La rama de la ciencia de la computación que se ocupa de automatización de la conducta inteligente (Luger y Strubblefield, 1993)

Tabla 2.6 Categorías en las que se clasifica la IA

Sistemas que piensan como humanos	Sistemas que piensan racionalmente
Sistemas que actúan como humanos	Sistemas que actúan racionalmente

2.14 Antecedentes de la IA

Se considera que los primeros pasos sobre la IA fueron dados hace mucho tiempo por Aristóteles (384-322 a.C.), cuando explicó y codificó algunos estilos de razonamiento deductivo que él llamó silogismos. Otro intento fue el de Ramón Llull (d.C. 1235-1316), místico y poeta catalán, quien construyó un conjunto de ruedas llamado Ars Magna, el cual se suponía iba a ser una máquina capaz de responder todas las preguntas. Por su parte, Martin Gardner [Gardner 1982] atribuye a Gottfried Leibniz (1646-1716) el sueño de “un álgebra universal por el cual todos los conocimientos, incluyendo las verdades morales y metafísicas, pueden algún día ser interpuestos dentro de un sistema deductivo único”. Sin embargo, no existió un progreso sustancial hasta que George Boole [Boole 1854] comenzó a desarrollar los fundamentos de la lógica proposicional.

El objeto de Boole fue, entre otros: “recoger... algunos indicios probables sobre la naturaleza y la constitución de la mente humana”. Poco después, Gottlob Frege propuso un sistema de notación para el razonamiento mecánico y al hacerlo inventó gran parte de lo que hoy conocemos como cálculo proposicional (lógica matemática moderna) [Frege 1879]. En 1958, John McCarthy, responsable de introducir el término “inteligencia artificial”, propuso utilizar el cálculo proposicional como un idioma para representar y utilizar el conocimiento en un sistema que denominó la “Advice Taker”. A este sistema se le tenía que decir qué hacer en vez de ser programado. Una aplicación modesta, pero influyente de estas ideas fue realizada por Cordell Green en su sistema llamado QA3. Lógicos del siglo XX, entre ellos Kurt Gödel, Stephen Kleene, Emil Post, Alonzo Church y Alan Turing, formalizaron y aclararon mucho de lo que podía y no podía hacerse con los sistemas de lógica y de cálculo. En fechas más recientes, científicos de la computación como Stephen Cook y Richard Karp, descubrieron clases de cálculos que, aunque parecían posibles en principio, podrían requerir cantidades totalmente impracticables de tiempo y memoria (almacenamiento). Algunos filósofos [Lucas 1961, Penrose 1989, Penrose 1994] interpretaron como una confirmación que la inteligencia humana nunca será mecanizada. Warren McCulloch y Walter Pitts escribieron teorías acerca de las relaciones entre los elementos de cálculo simple y las neuronas biológicas [McCulloch y Pitts 1943]. Otro trabajo realizado por Frank Rosenblatt [1962] exploró el uso de redes llamadas perceptrones. Otras corrientes de trabajo, entre ellas la cibernética [Wiener 1948], la psicología cognitiva, la lingüística computacional [Chomsky 1965] y la teoría de control adaptable, contribuyeron a la matriz intelectual de la IA y su desarrollo. Gran parte del trabajo inicial de la IA se desarrolló en la década de 1960 y principios de los setenta en programas como General Problem Solver (GPS) de Allan Newell, Cliff Shaw y Herbert Simon [Newell, Shaw y Simon 1959, Newell y Shaw 1963]. Otros sistemas que influyeron son: la

integración simbólica [Slagle 1963], álgebra word [Bobrow 1968], analogy puzzles [Evans 1968] y control y robots móviles [Nilsson 1984b]. Muchos de estos sistemas son el tema de un artículo llamado Computers and Thought [Feigenbaum y Feldman 1963]. A finales de los setenta y principios de los ochenta, algunos programas que se desarrollaron contenían mayor capacidad y conocimientos necesarios para imitar el desempeño humano de expertos en varias tareas. El primer programa que se le atribuye la demostración de la importancia de grandes cantidades de conocimiento y dominio específico es DENDRAL, un sistema de predicción de la estructura de las moléculas orgánicas que considera su fórmula química y el análisis de espectrograma de masa [Feigenbaum, Buchanan and Lederberg 1971]. Le siguieron otros “sistemas expertos” como por ejemplo [Shortliffe 1976, Millar Pople y Myers 1982] sistemas computacionales configurables [McDermott 1982] y otros más. En mayo 11 de 1997, un programa de IBM llamado Deep Blue derrotó al actual campeón mundial de ajedrez, Garry Kasparov. Por otra parte, Larry Roberts desarrolló uno de los primeros programas de análisis de escena [Roberts 1963].

Este trabajo fue seguido por una amplia labor de máquinas de visión (visión artificial) [Nalga 1993]. Otros proyectos que se pueden mencionar son CYC [Goha and Lenat 1990, Lenat y Goha 1990, Lenat 1995], una de cuyas metas era recolectar e interpretar gran cantidad de información para su conocimiento. Aunque el interés en las redes neurales se estancó un poco después de los trabajos pioneros de Frank Rosenblatt en los últimos años de la década de 1950, se reanudó con energía en los años ochenta. En la actualidad hay distintas aplicaciones con la IA. Softbots [Etzioni y Weld 1994] son agentes de software que deambulan por la Internet, encontrando información que piensan será útil a sus usuarios al acceder a Internet. La presión constante para mejorar las capacidades de los robots y los agentes de software motivarán y guiarán mayores investigaciones de IA en los años venideros [60].

2.15 Redes neuronales artificiales

Las metodologías de investigación desarrolladas entorno al estudio de redes neuronales artificiales, están motivadas a modelar la forma de procesamiento de la información en sistemas nerviosos biológicos [61]. En la actualidad las redes neuronales artificiales (neural networks systems), componen un amplio y activo campo multidisciplinar, en el que influyen investigadores de diferentes áreas, como la electrónica, física, matemáticas, ingeniería, robótica, mecatrónica, biología, psicología, economía, entre otros [62].

Una red neuronal artificial es un modelo computacional paralelo compuesto densamente Elementos de procesamiento adaptativo interconectados llamados neuronas o unidades. Es un sistema de procesamiento de información que tiene ciertas características de rendimiento en común con las redes neuronales

biológicas. Se parece al cerebro en que el conocimiento es adquirido por la red a través de un proceso de aprendizaje y que las fuerzas de interconexión conocidas como pesos sinápticos se utilizan para almacenar el conocimiento [63].

Un modelo es siempre una simplificación de la realidad. Por tanto, nunca será del todo correcto. Pese a ello, algunos modelos nos pueden resultar útiles en la práctica. El principal riesgo que corremos al intentar modelar nuestro cerebro al nivel de neuronas individuales es que nuestro modelo puede ser tan ineficiente como intentar descubrir los principios del vuelo analizando la microbiología de los pájaros. Por ello, resulta mucho más interesante analizar el comportamiento de las redes neuronales a nivel de estructuras neuroanatómicas. Es la perspectiva modular característica del deep learning [64]. En la figura 2.6 se representa una neurona biológica y en la figura 2.7 la forma de una neurona artificial.

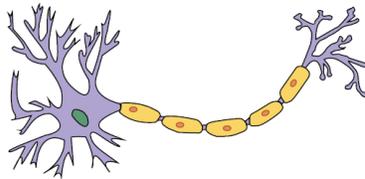


Figura 2.6 Dibujo esquemático de una neurona biológica

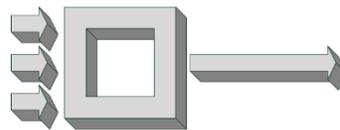


Figura 2.7 Modelo abstracto de una neurona artificial

Las Redes Neuronales Artificiales son sistemas de procesan información cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas. Funcionando como un modelo computacional que se compone de un gran número de unidades básicas de cálculo llamadas neuronas artificiales que están conectadas entre sí en una red de comunicación que permite realizar cálculos de gran complejidad, la arquitectura típica de una red neuronal se presenta en la Figura 2.8, donde contiene una capa de entrada, común número de entradas n , siguiendo con una o más capas ocultas y una capa de salida, tanto el número de neuronas, como en número de capas son determinadas de acuerdo al problema a resolver [65].

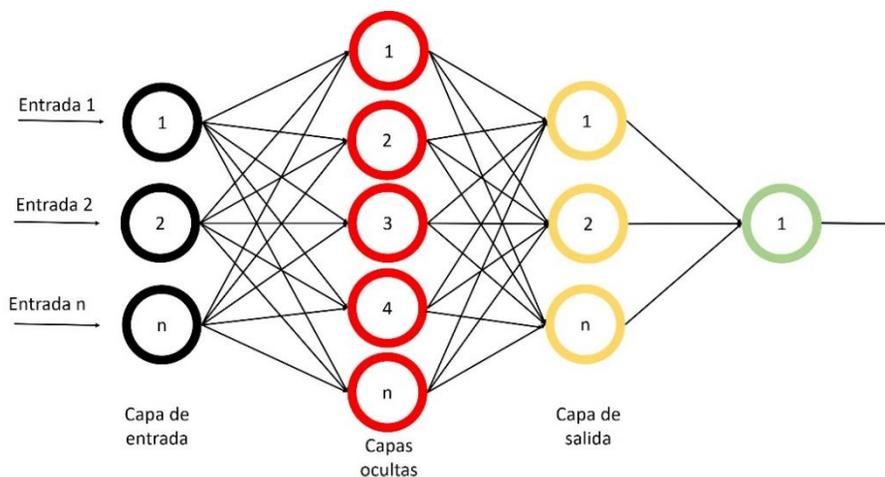


Figura 2.8 Arquitectura de una red neuronal.

2.15.1 Neurona artificial

La idea de desarrollar una neurona artificial utiliza el mismo proceso considerando la neurona como una unidad que actúa en dos roles, el de combinar las entradas que llegan (X) y comparar las entradas combinadas con un umbral específico (θ) para determinar una salida apropiada.

Una comparación entre los componentes de una célula neural y una neurona artificial se demuestra en la tabla 2.7.

Tabla 2.7 Comparación entre los componentes de una neurona biológica y una neurona artificial.

Célula neuronal	Neurona artificial
Soma	Neurona
Dendrita	Entrada
Sinapsis	Pesos
Axón	Salida

Se considera una neurona artificial como una unidad de cómputo que toma un vector de entradas $x \in \mathbb{R}^n$ asociado a un vector de pesos $w \in \mathbb{R}^n$ y un peso extra $b \in \mathbb{R}$ conocido como sesgo.

La salida o activación h de la neurona está definida por la ecuación (2.31):

$$h(x; w, b) = f \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \quad (2.31)$$

donde $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ es la función de activación.

Es preciso definir la salida de la neurona en términos de vectores como en la ecuación (2.32):

$$h(x; w, b) = f (w^T x + b) \quad (2.32)$$

Al igual que las sinapsis que controlan la magnitud de cada entrada individual, las entradas a una neurona artificial podrían ser ponderadas por una matriz de peso. Por una razón matemática, que se describe en la siguiente sección, una neurona artificial generalmente se beneficia de una entrada de unidad adicional con un peso conocido como sesgo [66].

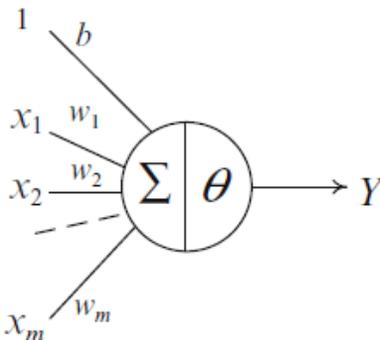


Figura 2.9 Esquema de una neurona artificial.

La relación matemática del proceso funcional de una neurona artificial se define como se representa en el conjunto de ecuaciones 2.33:

$$I = W * X + b$$

$$Y \begin{cases} 1 & \text{if } I \geq \theta \\ 0 & \text{if } I < \theta \end{cases} \quad (2.33)$$

donde X = entradas, W = matriz de peso, b = sesgo, I = suma de las entradas ponderadas, θ = umbral y finalmente Y = salida. Toda la unidad de procesamiento descrita anteriormente se llama perceptrón [67].

2.15.2 El Perceptrón

Este modelo neuronal fue introducido por Rosenblatt a finales de los años cincuenta [Rosenblatz 62, Hertz 91, Príncipe 00]. La estructura del perceptrón se inspira en las primeras etapas de procesamiento de los sistemas sensoriales de los animales (por ejemplo, el de visión), en los cuales la información va atravesando sucesivas capas de neuronas, que realizan un procesamiento progresivamente de más alto nivel [68].

El perceptrón simple es un modelo unidireccional, compuesto por dos capas de neuronas, una sensorial o de entradas, y otra de salida (Figura 2.10).

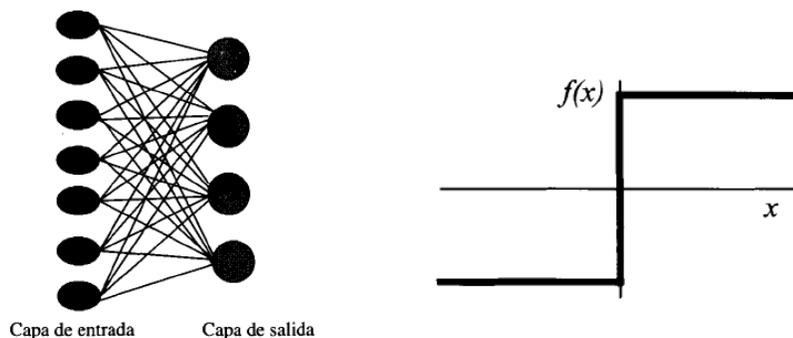


Figura 2.10 Perceptrón simple y función de transferencia de su neurona

La importancia histórica del perceptrón radica en su carácter de dispositivo entrenable, pues el algoritmo de aprendizaje del modelo introducido por Rosenblatt, permite determinar automáticamente los pesos sinápticos que clasifican un conjunto de patrones a partir de un conjunto de ejemplos etiquetados [69].

2.15.3 Funciones de activación

La función de activación calcula la suma ponderada de la entrada, agrega un sesgo y luego decide si debe dispararse o no [70]. El propósito principal de la función de activación es introducir la no linealidad en la salida de una neurona, las más comunes son las siguientes:

- Función sigmoide

Es una función de características suave y continuamente diferenciable, esto significa que cuando existen varias neuronas que tienen función sigmoide como función de activación, la salida tampoco es lineal. Este tipo de función varía de 0 a 1 con forma de S y la representa matemáticamente la ecuación (2.34).

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.34)$$

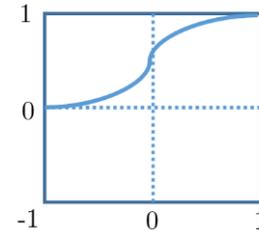


Figura 2.11 Función sigmoide

- Función tangente hiperbólica.

Esta función es similar a la función sigmoide, escalada en el intervalo (-1;1), Esto resuelve el problema de los valores, convirtiéndolos todos con el mismo signo. Todas las otras características son las mismas que las de la función sigmoide, es continua y diferenciable en todos los puntos, además de que no es lineal, por lo que replantea más fácilmente los errores y la representa matemáticamente la ecuación (2.35).

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2.35)$$

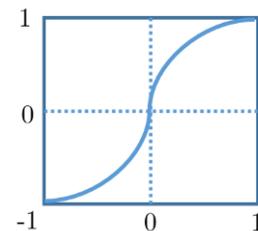


Figura 2.12 Función tangente hiperbólica

- Función lineal.

Esta función tiene una línea recta, la activación es proporcional a la entrada (que es la suma ponderada de la neurona) y es representada matemáticamente por la ecuación (2.36).

$$f(x) = x \quad (2.36)$$

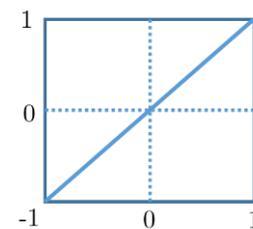


Figura 2.13 Función lineal

- Función exponencial normalizada o softmax

Esta función también es similar a la sigmoide, pero es más útil cuando se manejan problemas de clasificación, a diferencia de la función sigmoide que es capaz de manejar solamente dos clases. Cuando existen más de dos clases, la clasificación simple de sí o no para una sola clase no resolvería el problema. La función softmax comprimiría las salidas para cada clase entre 0 y 1 y también se dividiría por la suma de las salidas. Esto da la probabilidad de que la entrada esté en una clase particular. La función softmax se usa idealmente en la capa de salida del clasificador, donde el objetivo es tratar de alcanzar las probabilidades para definir la clase de cada entrada y se representa matemáticamente por la ecuación (2.37).

$$f(x) = \frac{e^{x_j}}{\sum_{i=1}^n e^{x_i}}, \quad (2.37)$$

Para $j = 1 \dots n$

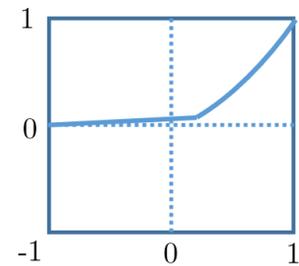


Figura 2.14 Función softmax

- Función unidad lineal rectificadora (ReLU)

ReLU es la función de activación más utilizada en el diseño de redes en la actualidad. Entre las principales características de este tipo de función es que no es lineal, lo que significa que fácilmente existe la propagación de errores y tener múltiples capas de neuronas activadas por la función ReLU. La ventaja principal de usar esta función ReLU sobre otras funciones de activación es que no activa todas las neuronas al mismo tiempo, también significa que la entrada es negativa, la convierte en cero y la neurona no se activará, la función ReLU se expresa matemáticamente por la ecuación (2.38).

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.38)$$

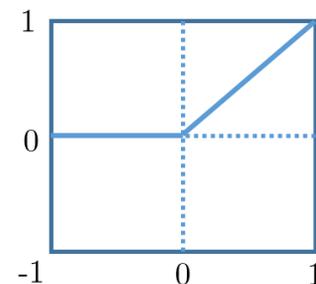


Figura 2.15 Función ReLU

2.15.4 Perceptrón multicapa

El Perceptrón multicapa es una generalización del perceptrón simple y surgió como consecuencia de las limitaciones de dicha arquitectura en lo referente al problema de la separabilidad no lineal.

Debido a que una sola neurona es insuficiente para resolver muchos problemas prácticos, matemáticamente. Entonces, una red de perceptrones se usa con frecuencia en paralelo y en serie, que se llama red neuronal.

La forma en que las neuronas están conectadas determina cómo proceden los cálculos y constituye una importante decisión temprana de diseño por parte de un desarrollador de redes neuronales. La red neuronal más famosa es aquella que incluye capas en paralelo de perceptrones, que se conoce como perceptrón multicapa o red de alimentación directa.

Minsky and Papert (1969) mostraron que la combinación de varios perceptrones simples con inclusión de neuronas ocultas podía resultar una solución adecuada para tratar ciertos problemas no lineales. Sin embargo, los autores no presentaron una solución al problema de cómo adaptar los pesos de la capa de entrada a la capa oculta, pues la regla de aprendizaje del Perceptrón simple no puede aplicarse en este escenario. Sin embargo, la idea de combinar varios perceptrones sirvió de base para estudios posteriores realizados por Rumelhart et al. (1986), donde presentaron una manera de retropropagación de los errores medidos en la salida de la red hacia las neuronas ocultas, dando lugar a la llamada regla delta generalizada [68].

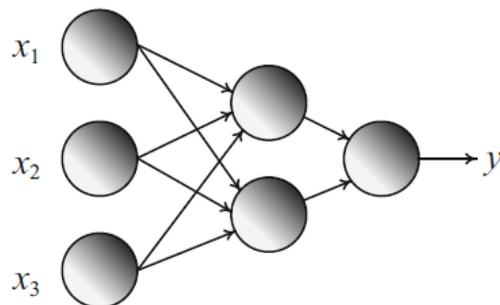


Figura 2.16 Red de retroalimentación 3-2-1 también conocido como perceptrón multicapa.

Por ejemplo, la red que se muestra en la figura 3.4 es una red de avance 3-2-1; contiene tres nodos en la capa de entrada (capa 0), dos nodos en la primera capa oculta (capa 1) y un nodo en la capa de salida (capa 2). Cabe señalar que los tres nodos de entrada no se consideran neuronas porque no juegan un papel funcional [71].

2.16 Lógica difusa

La mayoría de los textos de ingeniería no abordan incertidumbre en la información, los modelos y las soluciones que se transmiten dentro de los problemas abordados allí. Nuestra comprensión de la mayoría de los procesos físicos se basa en gran medida en un razonamiento humano impreciso. Sin embargo, esta imprecisión (en comparación con las cantidades precisas requeridas por las computadoras) es una forma de información que puede ser bastante útil para los humanos.

La capacidad de incorporar tal razonamiento en problemas hasta ahora intratables y complejos es el criterio por el cual se juzga la eficacia de la lógica difusa [72].

La lógica difusa es una rama de la IA que le permite a una computadora analizar información del mundo real en una escala entre lo falso y verdadero, además es una forma poderosa de poner experiencia en ingeniería en productos en un corto período de tiempo. En los últimos años, la lógica difusa se ha convertido en una tecnología de diseño común en Japón, Corea, Alemania, Suecia y Francia [73].

Supongamos que la importancia es más importante que la precisión y, como resultado, la teoría de conjuntos difusos permite para el razonamiento humano usar declaraciones detalladas en lugar de ecuaciones matemáticas para definir la forma en que una entrada se asigna a una salida. Esto a menudo resulta en un mapeo complejo de entrada-salida relaciones que pueden modificarse fácilmente. La principal diferencia entre la lógica difusa y las matemáticas tradicionales es que la teoría de conjuntos difusa permite que los objetos tengan un grado de pertenencia dentro de un conjunto, mientras que las matemáticas tradicionales requieren se opone a tener 0 o 100 por ciento de membresía dentro de un conjunto. Como resultado, la teoría de conjuntos difusos implica una terminología diferente de la matemática tradicional [74].

La lógica difusa se aplicó a mediados de la década de 1970 por Ebrahim H. Mamdani en el Queen Mary Collage en Londres. Mamdani diseñó un controlador difuso para un motor a vapor. Desde entonces el término lógica difusa es sinónimo de cualquier sistema matemático o computacional que razona con lógica difusa. La noción de sistemas difusos consiste en que los valores verdaderos (en lógica difusa) o valores de pertenencia (en conjuntos difusos) se indican en un número entre [0,0,

1.0], donde 0.0 representa falsedad total y 1.0 significa verdad absoluta. Por ejemplo, la frase "Lisa tiene 1 año de vida" tiene un valor verdadero, por ejemplo, de 0.9. La frase se puede trabajar en términos de conjuntos como: "Lisa es un miembro del conjunto de gente pequeña", en términos de conjuntos difusos.

Es importante distinguir entre sistemas difusos y probabilidad: los dos operan sobre el mismo rango numérico, pero los conceptos son distintos. Las probabilidades miden si algo va a ocurrir o no. Los niveles difusos miden el grado en el cual algo ocurre o alguna condición existe. La lógica difusa hoy en día es muy común y se halla en diferentes sectores de la tecnología, tanto en la electrónica como el control, las matemáticas, la robótica, etc.

El objetivo principal de la lógica difusa es crear un sistema basado en el comportamiento y pensamiento humanos. Esto se logra gracias al planteamiento de un modelo en cualquier contexto y traducirlo a reglas gramaticales o lenguaje humano. La clave de la lógica difusa se basa en la experiencia. El sistema toma el banco de conocimiento del experto, ya sea de mecánica, construcción, fotografía, computación, etc., y con él crea sus reglas para desarrollar una propuesta. Esta metodología se considera compleja, pero el ser humano asimila todos los días las instrucciones con este tipo de enseñanza.

Un ejemplo muy sencillo es como el niño aprende a patear un balón, donde la persona que lo instruye le indica con qué fuerza debe golpear el objeto. Nunca el padre, por ejemplo, le dirá al niño el número newtons necesarios para que el objeto sea movido. Tan sólo hace falta decir "mucho" o "poca fuerza", y entonces el niño entenderá de qué se trata. De igual forma el sistema entenderá cuánto es mucho y cuánto es poco si en el banco de datos se determina un rango de fuerza, en el que poco sea 0-3 newtons y "mucho" sea 3-8 newtons para mover la pelota. Tener un rango de "mucho", "poco" abre una gama de posibilidades de la fuerza con que puede ser golpeado el objeto. Los términos "mucho" y "poco" no se encasillan en una sola cantidad, aspecto que algunos sistemas en la vida cotidiana sí lo realizan. Los interruptores de la luz son un claro ejemplo ya que sólo funcionan de dos maneras: apagado o encendido, lo que se traduciría en la lógica booleana en 1 o 0.

En la lógica difusa no se puede tomar valores únicos para saber si un elemento pertenece o no. Se debe tomar valores entre el 0-1, por ello las opciones de respuesta son mayores y a veces infinitas si no se acota adecuadamente el sistema o fenómeno en estudio. Del mismo modo se puede plantear una situación similar para distintas áreas de conocimiento, ciencia o tecnología. La lógica difusa consta de tres etapas para obtener el resultado deseado. La primera etapa se basa en un proceso donde las variables tienen un grado de incertidumbre metalingüístico. Por lo tanto, el rango de valores (universo de discurso) de cada variable puede clasificarse por conjuntos difusos.

Cuando los matemáticos carecen de algoritmos que dictan cómo un sistema debe responder a ciertas entradas, la lógica difusa puede controlar o describir el sistema

usando reglas de sentido común que se refieren a cantidades indefinidas. Los sistemas difusos frecuentemente tienen reglas tomadas de expertos, pero cuando no hay experto los sistemas difusos adaptivos aprenden las reglas observando cómo la gente manipula sistemas reales.

Nuestra comprensión de la mayoría de los procesos físicos se basa en gran medida en un razonamiento humano impreciso. Sin embargo, esta imprecisión (en comparación con las cantidades precisas requeridas por las computadoras) es una forma de información que puede ser bastante útil para los humanos. La capacidad de incorporar tal razonamiento en problemas hasta ahora intratables y complejos es el criterio por el cual se juzga la eficacia de la lógica difusa.

Sin lugar a dudas, esta capacidad no puede resolver problemas que requieren precisión: problemas como disparar rayos láser de precisión en decenas de kilómetros en el espacio; componentes de fresadoras con precisiones de piezas por mil millones; o enfocar un haz de electrones microscópico en una muestra del tamaño de un nanómetro.

El impacto de la lógica difusa en estas áreas podría estar a años de distancia, si acaso. Pero no muchos problemas humanos requieren tal precisión: problemas como estacionar un automóvil, retroceder un remolque, navegar un automóvil entre otros en una autopista, lavar la ropa, controlar el tráfico en las intersecciones, juzgar a los concursantes de belleza y una comprensión preliminar de un sistema complejo. Exigir precisión en los modelos y productos de ingeniería se traduce en requerir altos costos y largos plazos de producción y desarrollo. Para otros sistemas que no sean simples, el gasto es proporcional a la precisión: más precisión conlleva un mayor costo. Al considerar el uso de la lógica difusa para un problema dado, un ingeniero o científico debe reflexionar sobre la necesidad de explotar la tolerancia para la precisión.

La alta precisión no solo determina los altos costos, sino que también conlleva una baja trazabilidad en un problema. Los artículos en los medios populares ilustran la necesidad de explotar la imprecisión. Tome el problema de "representante de ventas itinerante", por ejemplo. En este clásico problema de optimización, un representante de ventas quiere minimizar la distancia total recorrida considerando varios itinerarios y horarios entre una serie de ciudades en un viaje en particular. Para un pequeño número de ciudades, el problema es un ejercicio trivial para enumerar todas las posibilidades y elegir la ruta más corta.

2.16.1 Sistemas difusos

Varias fuentes han demostrado y demostrado que los sistemas difusos son aproximadores universales (Kosko, 1994; Ying et al., 1999). Estas pruebas se derivan del isomorfismo entre dos álgebras (un álgebra abstracta (una que trata con grupos, campos y anillos) y un álgebra lineal (una que trata con espacios vectoriales, vectores de estado y matrices de transición) y la estructura de un sistema difuso, que comprende una implicación entre acciones y conclusiones (antecedentes y consecuentes). La razón de este isomorfismo es que ambas entidades (álgebra y sistemas difusos) implican un mapeo entre elementos de dos o más dominios. Así como una función algebraica asigna una variable de entrada a una variable de salida, un sistema difuso asigna un grupo de entrada a un grupo de salida; en el último estos grupos pueden ser proposiciones lingüísticas u otras formas de información difusa. La base sobre la que descansa la teoría de sistemas difusos es un teorema fundamental del análisis real en álgebra conocido como el teorema de Stone-Weierstrass, desarrollado primero a fines del siglo XIX por Weierstrass (1885), y luego simplificado por Stone (1937). En los próximos años será la consecuencia de este isomorfismo que hará que los sistemas difusos sean cada vez más populares como esquemas de solución, y hará de la teoría de sistemas difusos una oferta rutinaria en el aula en lugar de su estado anterior como "nuevo, pero tecnología curiosa". Los sistemas difusos, o cualquier etiqueta que los científicos eventualmente denominen en el futuro, será un curso estándar en cualquier plan de estudios de ciencias o ingeniería. Contiene todo lo que el álgebra tiene para ofrecer, y más, porque puede manejar todo tipo de información, no solo cantidades numéricas.

La postulación de una forma matemática para nuestro sistema puede ser nuestro primer error, y cualquier análisis posterior de incertidumbre de esta abstracción matemática podría ser engañoso. A esto lo llamamos el dilema del optimista: descubra cómo un pollo se agacha, primero "asumiendo un pollo esférico". Una vez que se ha asumido la esfericidad del pollo, se pueden encontrar todo tipo de soluciones elegantes; Podemos predecir cualquier número de sonidos sofisticados de clucking con nuestro modelo.

El punto que se destaca aquí es que hay pocas abstracciones físicas y no matemáticas que puedan hacerse para resolver algunos de nuestros problemas complejos, por lo que necesitamos nuevas herramientas para enfrentar la complejidad; Los sistemas difusos y sus desarrollos asociados pueden ser una de estas nuevas herramientas.

2.16.2 Sistemas de control difusos

El ingeniero británico Ebrahim Mamdani fue el primero en usar conjuntos difusos en un sistema de control práctico, y sucedió casi por accidente. A principios de la década de 1970, estaba desarrollando un sistema de control automatizado para una máquina de vapor utilizando la experiencia de un operador humano. Su plan original era crear un sistema basado en la teoría de decisión bayesiana, un método para definir probabilidades en situaciones inciertas que considera los eventos posteriores al hecho para modificar las predicciones sobre los resultados futuros.

El operador humano ajustó el acelerador y el calor de la caldera según sea necesario para mantener la velocidad de la máquina de vapor y la presión de la caldera [52].

Una de las bondades de los sistemas difusos es que no necesitan el modelado de una planta ni la ejecución de la identificación en tiempo real. La esencia del control difuso es que convierte la estrategia de control lingüístico, la cual se basa en el conocimiento de un experto, en una estrategia de control automático. Es muy importante tener presente el hecho de que los controles difusos se basan en reglas de control empíricas.

Para este punto es bien sabido que el modelado difuso es un método para describir las características de un sistema usando reglas de inferencia difusas. Se hace especial referencia en el manejo de las reglas de control difuso, comúnmente extraídas de un experto, y de la sintonización de éstas.

Este conjunto de aplicaciones ha sido motivado por el deseo satisfacer uno o más de los siguientes objetivos:

- 1.- Mejorar la robustez que se obtiene con los métodos clásicos de control lineales.
- 2.- Diseño de control simplificado para modelos complejos.
- 3.- También se obtiene una implementación simplificada.
- 4.- Autonomía.
- 5.- Adaptabilidad.
- 6.- En el caso del control difuso, no es necesario un modelo matemático de la planta.

2.16.3 Limitaciones de los sistemas difusos

Los sistemas difusos, pueden describirse como modelos poco profundos en el sentido de que se utilizan principalmente en el razonamiento deductivo. Este es el tipo de razonamiento en el que inferimos lo específico de lo general. Por ejemplo, en el juego de tic-tac-toe, solo hay unos pocos movimientos para todo el juego; podemos deducir nuestro próximo movimiento del movimiento anterior y nuestro conocimiento del juego. Es este tipo de razonamiento que también llamamos razonamiento superficial, ya que nuestro conocimiento, como se expresa lingüísticamente, es de un tipo superficial y exiguo. En contraste con esto, es el tipo de razonamiento inductivo, donde inferimos lo general de lo particular; Este método de inferencia se llama profundo, porque nuestro conocimiento es profundo y secundario.

¿Cómo razonan los humanos en situaciones complicadas o mal definidas? La psicología moderna nos dice que, como humanos, solo somos moderadamente buenos en lógica deductiva, y solo la usamos moderadamente. Pero somos excelentes para ver, reconocer o combinar patrones, comportamientos que confieren obvios beneficios evolutivos. Entonces, en problemas de complicación, buscamos patrones y simplificamos el problema al usarlos para construir modelos internos temporales o hipótesis o esquemas con los que trabajar. Realizamos deducciones localizadas basadas en nuestras hipótesis actuales y actuamos sobre estas deducciones. Luego, a medida que llega la retroalimentación del medio ambiente, podemos fortalecer o debilitar nuestras creencias en nuestras hipótesis actuales, descartando algunas cuando dejan de funcionar y reemplazándolas según sea necesario por otras nuevas. En otras palabras, donde no podemos razonar completamente o no tenemos una definición completa del problema, utilizamos modelos simples para llenar los vacíos en nuestra comprensión; Tal comportamiento es inductivo.

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA

3.1 Arreglo experimental

El arreglo experimental consta de una fuente de C.A Agilent 6813b, cable de cobre calibre 14, un sensor de RTD (Detector de Resistencia por Temperatura) modelo TH100PT, un arduino y una resistencia eléctrica que sirve para recibir la carga proveniente de la fuente de C.A. tal y como se observa en la figura 3.1.

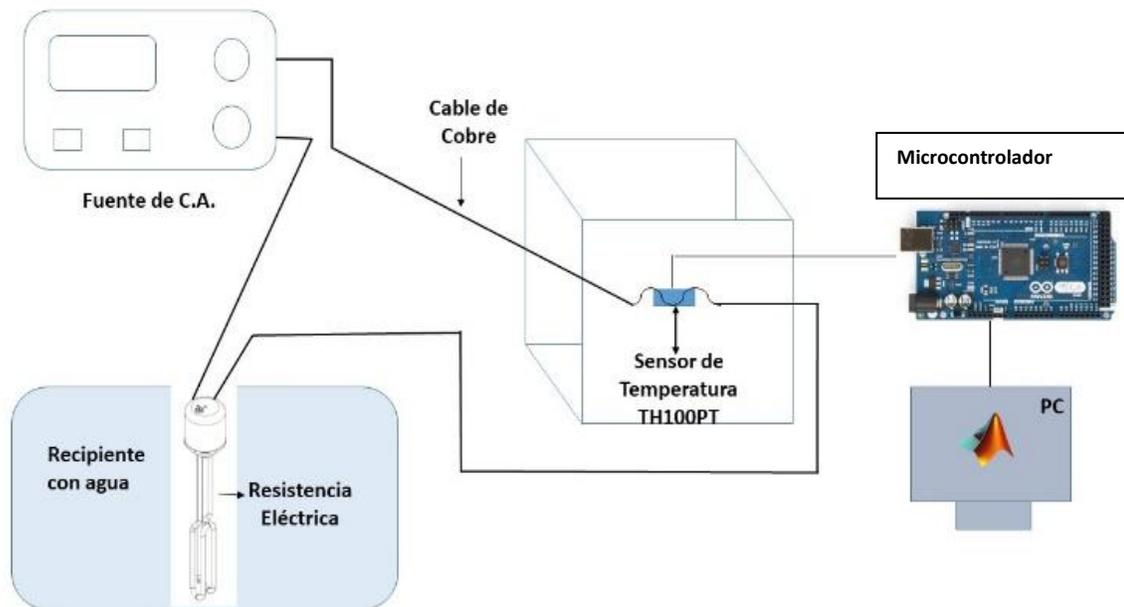


Figura 3.1 Diagrama experimental

Se derivan de la fuente 2 cables de cobre en donde va conectada una resistencia eléctrica que se encuentra en un recipiente con agua, ésta es capaz de soportar la corriente alterna desde 0 hasta 10 Amperes.

Un tramo de uno de los cables está sin recubrimiento, es decir el cobre puro se encuentra a la intemperie y se mantiene dentro de una caja, el material de la caja es de vidrio que es eficiente para aislar la temperatura, ya que lo que se necesita es que la temperatura exterior no le afecte al experimento y así se pueden obtener mejores lecturas de la temperatura en el cable. El sensor de temperatura va conectado al microcontrolador arduino, se crea una interfaz entre el arduino y el software Matlab para el procesamiento de datos, el entrenamiento de las RNA y la predicción.

3.2 Caracterización del sensor

La caracterización del sensor TH100PT se realizó haciendo circular diferentes niveles de corriente eléctrica en el cable conductor. Se midió la temperatura correspondiente a cada nivel de corriente eléctrica. En las figuras 3.2 y 3.3 se muestran las gráficas de las lecturas que se tomaron.

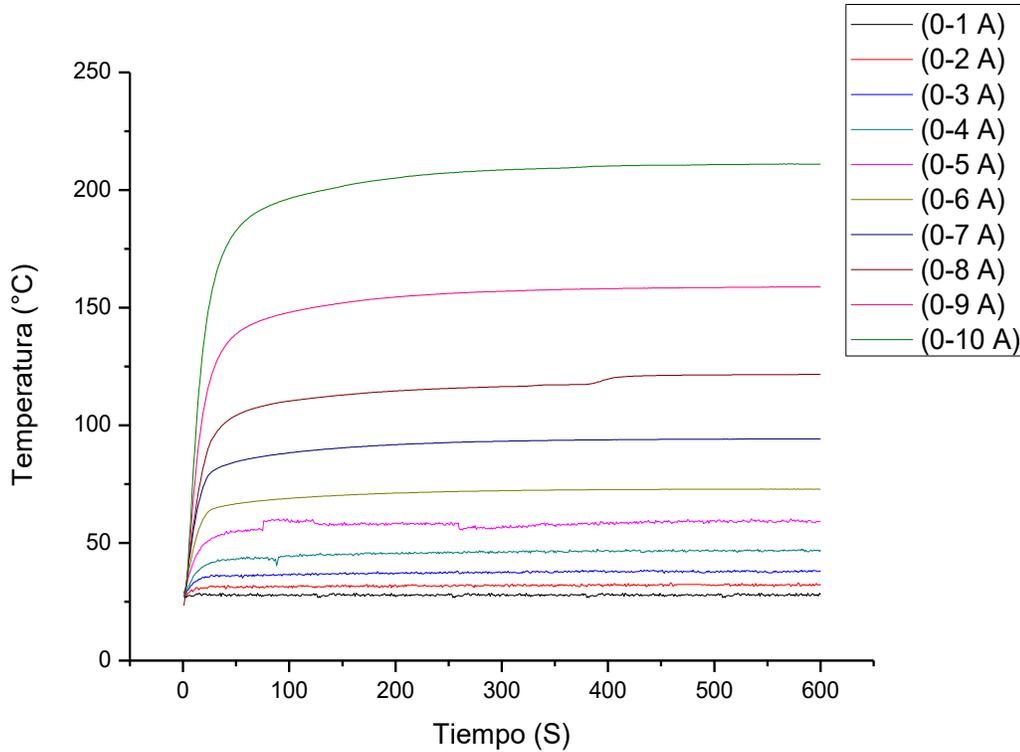


Figura 3.2 Gráficas correspondientes a las lecturas de la temperatura respecto a la corriente eléctrica de 0-10 A

Inicialmente se empiezan a tomar las lecturas a temperatura ambiente, en este caso se inició en 27 °C. En la Figura 3.2 se observa como el cable alcanza más de 200°C cuándo circulan 10 A.

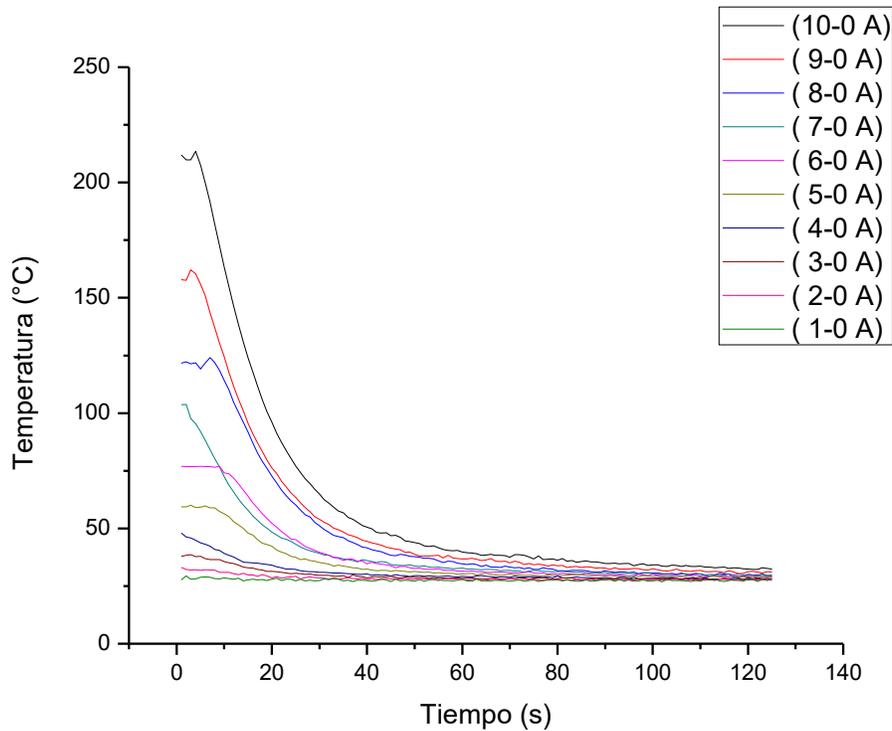


Figura 3.3 Graficas correspondientes a las lecturas de la temperatura respecto a la corriente eléctrica de 10-0 A

El análisis también se hizo de manera descendente, se tomaron lecturas de la temperatura cuándo la corriente eléctrica descendía. Con estos pasos se logró caracterizar el sensor de manera que midiera correctamente la temperatura en el cable.

3.3 Obtención de datos

Se realizaron mediciones simultáneas de corriente eléctrica y temperatura en el cable de cobre, es decir, se conectó al sistema un multímetro que tomaba lecturas de la corriente eléctrica al mismo tiempo que el arduino tomaba las lecturas de la temperatura, esto con el fin de obtener los datos para entrenar a las Redes Neuronales propuestas. En la gráfica de la Figura 3.4 se puede observar que, a medida del crecimiento de la corriente eléctrica, aumenta la temperatura del cable. También se tomaron lecturas cuándo la corriente eléctrica descendía, como se observa en la gráfica de la Figura 3.5.

En cada lectura se tomaron 125 muestras para entrenamiento de las RNA.

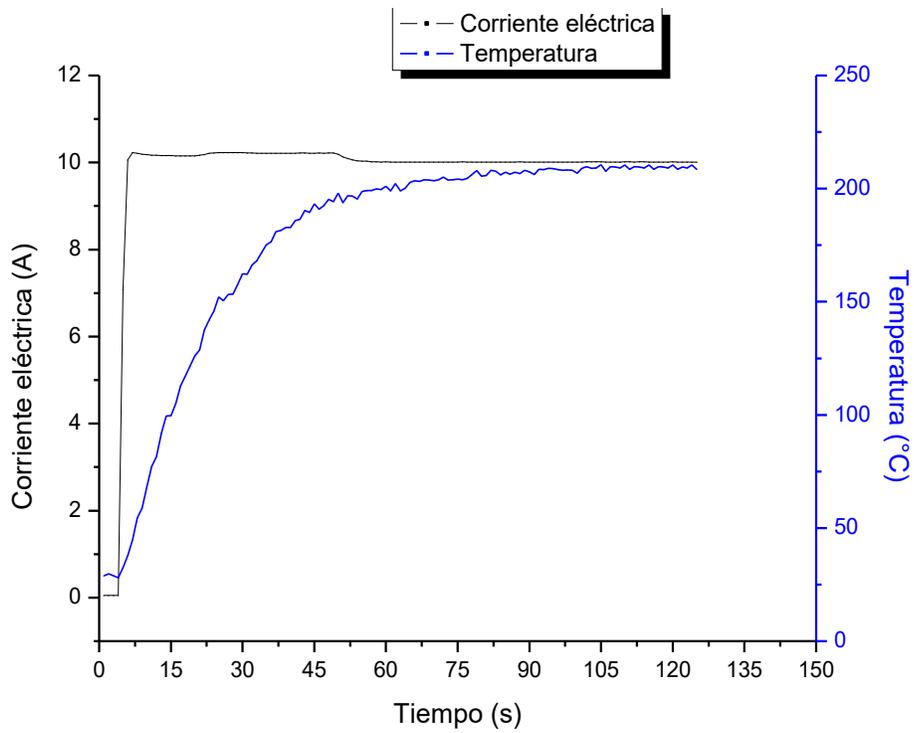


Figura 3.4 Gráfica de la lectura de los datos obtenidos para entrenamiento de la RNA

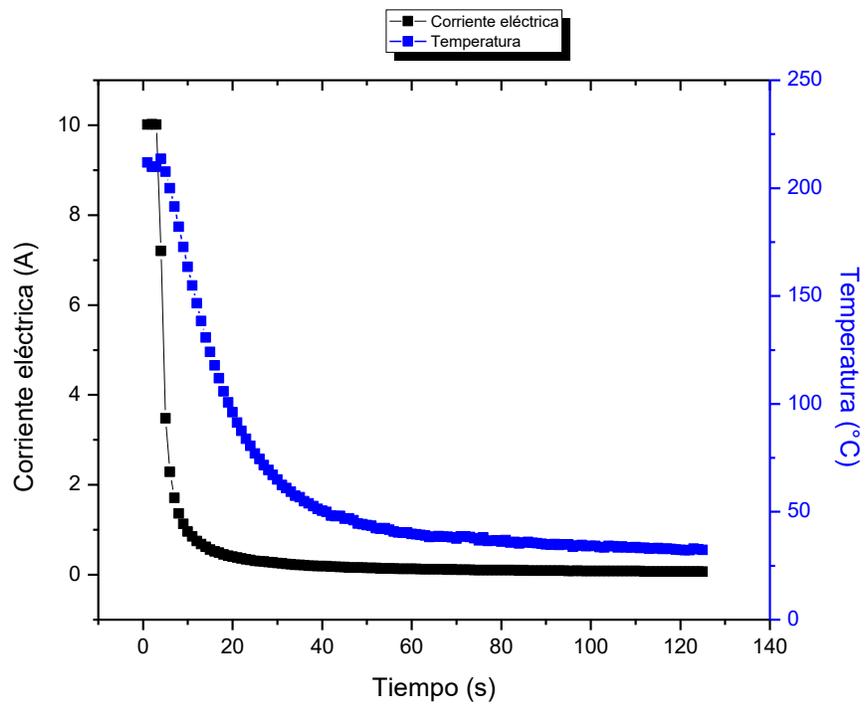


Figura 3.5 Gráfica de la lectura de los datos obtenidos para entrenamiento de la RNA

3.4 RNA Propuestas

La RNA time delay consta da una línea con varios retardos de tiempo que se organizan en un orden incremental, como se observa en la siguiente figura, donde D representa cada retardo que ingresa como señal de entrada a la primera capa oculta de la RNA, después de pasar un intervalo de tiempo, el operador genera la señal como una salida como se observa en la Figura 3.6.

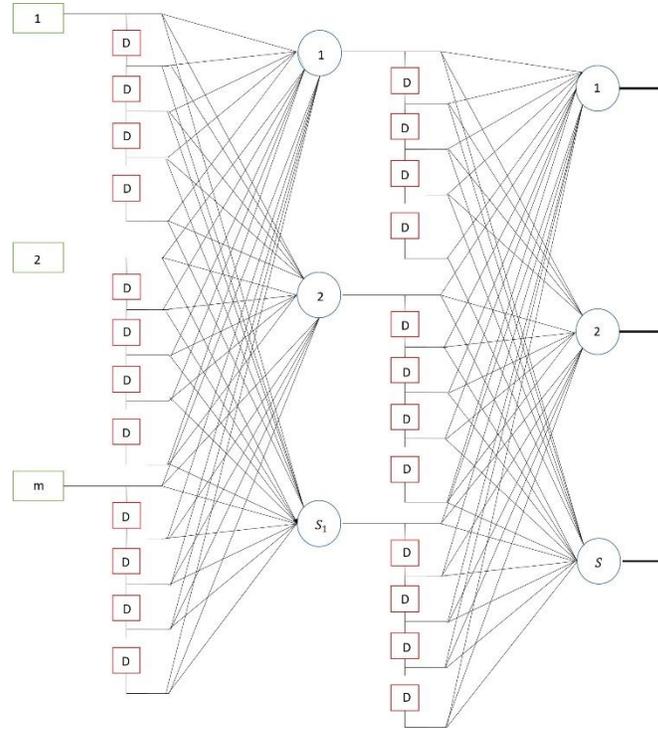


Figura 3.6 Arquitectura de la RNA Time-Delay

Las salidas son generadas por las siguientes ecuaciones (4.1 y 4.2):

$$y_j^1(t) = F \left(\sum_{d_1=0}^{D_1} \sum_{i=1}^m w_{i,j,d_1}^1 p_{i,d_1+1}(t) + b_j^1 \right) \quad 1 \leq j \leq S_1 \quad (4.1)$$

$$y_k^2(t) = G \left(\sum_{d_2=0}^{D_2} \sum_{j=1}^{S_1} w_{j,k,d_2}^2 y_j^1(t) + b_k^2 \right) \quad 1 \leq k \leq S_2 \quad (4.2)$$

donde $y_k^1(t)$ y $y_k^2(t)$ = salen de la primera y segunda capas, respectivamente; F y G = función de transferencia de la primera y segunda capas, respectivamente; w y b = pesos y sesgos, respectivamente; S_1 y S_2 = número de neuronas en la primera y

segunda capa, respectivamente; $D1$ y $D2$ = de retraso en la primera y segunda capas, respectivamente; y p = datos de entrada. La red Time Delay distribuida es creada por la función `distdelaynet`. La única diferencia entre la función `distdelaynet` y la función `timedelaynet` es que el primer argumento de entrada es una matriz de celdas que contiene los retrasos intercalados que se utilizarán en cada capa.

La RNA Layer Recurrent es una red de capa recurrente contiene un bucle de retroalimentación, con un solo retardo, alrededor de cada capa de la red, excepto la última capa, como se puede observar en la figura 3.7. La red autorregresiva no lineal con entradas exógenas (NARX) es una red dinámica recurrente, con conexiones de retroalimentación que encierran varias capas de la red. El modelo NARX se basa en el modelo lineal ARX, que se ha descrito en el modelado de series temporales (cap. 3). En una red NARX, la salida es realimentada a la entrada de la red neuronal de avance como se muestra en la Figura 3.7. Esta salida podría considerarse como la salida estimada de la salida real. El segundo es que la red resultante puede alimentarse correctamente para una arquitectura de guerra, y la propagación estática de la espalda puede usarse para entrenamiento.

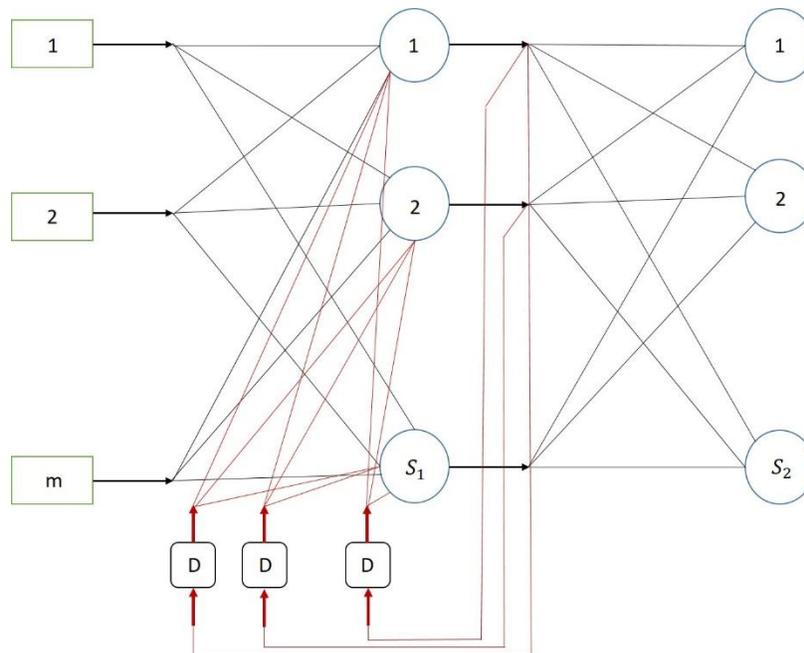


Figura 3.7 Arquitectura de la RNA Layer-Recurrent

donde $D1$ y $D2$ de retraso de tiempo de las conexiones de entrada y salida, respectivamente, y S_1 número de neuronas ocultas. Para convertir la red para utilizar la retroalimentación de la salida simulada en lugar de la salida real, se utiliza el siguiente comando:

Se propusieron estas dos redes, ya que el problema que necesitábamos resolver es el de la variación de la temperatura en un tiempo determinado, al principio se pensaba usar las pendientes que se generaban entre una muestra y otra, pero

estudiando un poco más a fondo los métodos de IA que existen, se encontraron estas dos RNA, que cumplen con las características que se necesitaban para solventar dicho problema.

3.5 Conjunto de datos

Para la obtención del conjunto de datos para entrenamiento de las RNA's, se realizaron mediciones de temperatura y corriente eléctrica simultáneamente en el cable. En la Tabla 3.1 pueden observarse los datos de salida estimados por la Red. Para cada prueba se utilizaron conjuntos de datos de 125 muestras.

Tabla 3.1 Conjunto de datos para entrenamiento de las RNA's

DATOS DE ENTRADA			SALIDA
No de muestra	Corriente eléctrica	Temperatura	Corriente eléctrica
1.00	0.05	28.882	0.06
2.00	0.05	29.763	0.08
3.00	0.05	28.882	0.09
4.00	0.05	28.036	0.099
5.00	7.08	32.474	7.1
6.00	10.06	37.869	10.17
7.00	10.23	44.735	10.17
8.00	10.21	54.412	10.16
9.00	10.19	58.715	10.16
10.00	10.18	68.125	10.16
11.00	10.17	77.08	10.16
12.00	10.17	81.481	10.15
13.00	10.16	91.957	10.15
14.00	10.16	99.558	10.15
15.00	10.16	99.962	10.15
120.00	10.02	210.436	10.01
121.00	10.01	208.539	10.01
122.00	10.01	209.612	10.01
123.00	10.01	209.111	10.01
124.00	10.01	210.436	10.01
125.00	10.01	208.539	10.01

3.7 Arquitectura de las RNA's

Se utilizó una RNA dinámica Time Delay que consta de una capa de entrada con 5 retardos y 16 neuronas y una capa de salida con una sola neurona como puede observarse en la figura 3.8.

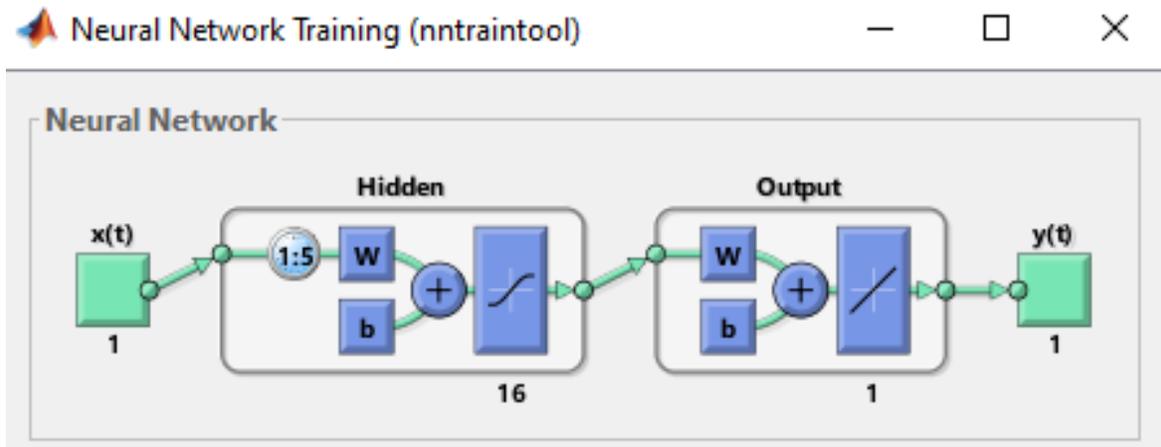


Figura 3.8 Arquitectura de la RNA Time Delay

En la Figura 3.9 se representa la otra red que también se utilizó, es una Layer Recurrent que consta de 1 capa de salida con 2 retroalimentaciones y 8 neuronas, una capa de salida con 1 sola neurona.

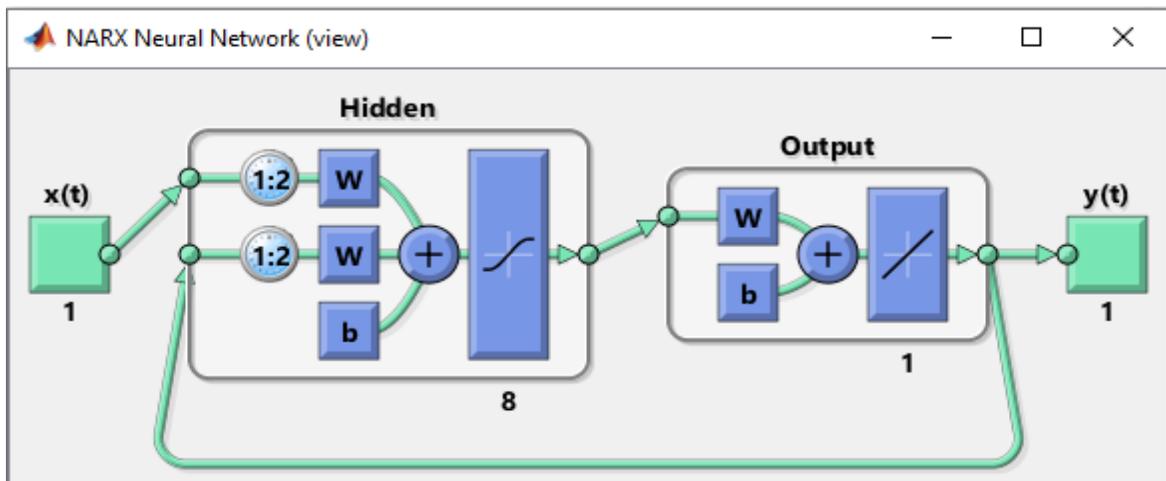


Figura 3.9 Arquitectura de la RNA Layer Recurrent

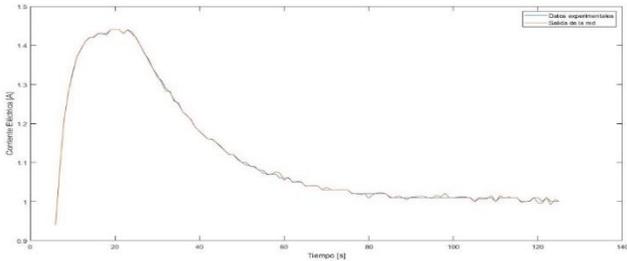
CAPÍTULO 4. RESULTADOS

4.1 Predicción de las RNA

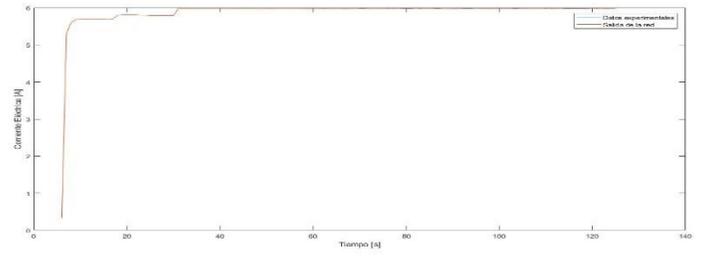
Las RNA's fueron desarrolladas en el software de Matlab. Una vez realizado el entrenamiento de cada RNA se procedió a realizar la predicción que realiza cada salida de las RNA.

4.1.1 Time delay

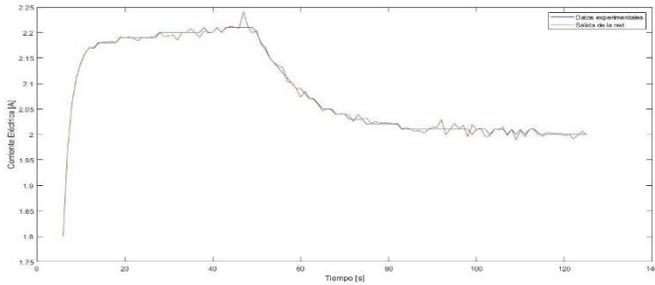
En la figura 4.1 (a-j) se observa la predicción que hace la RNA Time-Delay entre los intervalos desde 0 hasta los 10 Amperes. Es importante mencionar que cada prueba se realizó 3 veces para observar la repetitividad de la Red, y se obtuvieron los siguientes resultados.



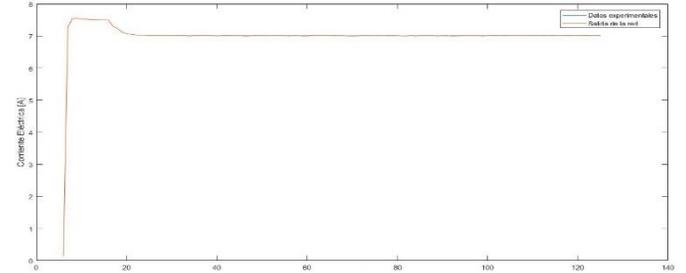
a) Predicción de 0-1.5 A



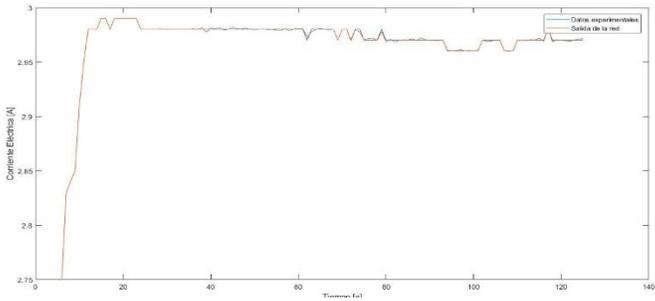
f) Predicción de 0-6 A



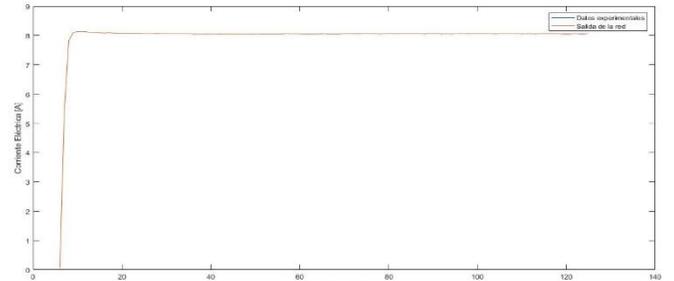
b) Predicción de 0-2.25 A



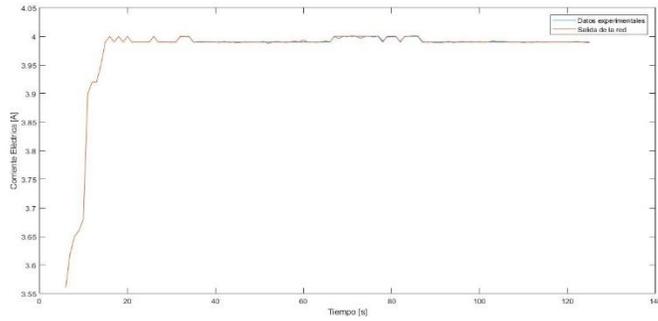
g) Predicción de 0-7 A



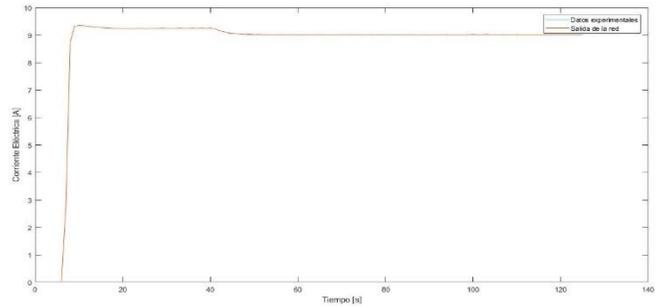
c) Predicción de 0-3 A



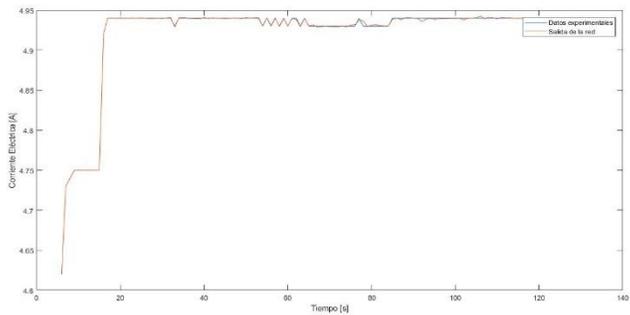
f) Predicción de 0-8 A



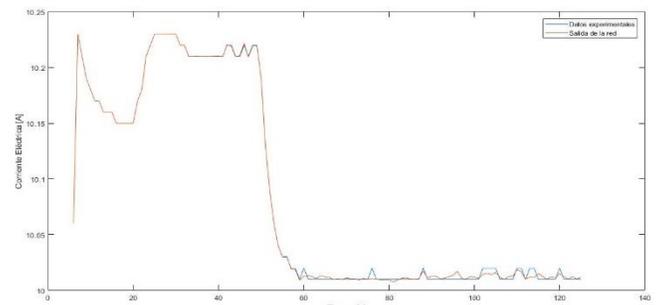
d) Predicción de 0-4 A



i) Predicción de 0-9 A



e) Predicción de 0-4.95 A



j) Predicción de 0-10 A

Figura 4.1 Gráficas de las predicciones de la RNA Time-Delay

En la gráfica se observa la predicción que realiza la red Time Delay, la línea azul representa la salida de los datos con los que se entrenó y la línea naranja es la salida de la red. Es importante mencionar que en cada gráfica se observa que la predicción que realiza la RNA se acerca considerablemente a los datos experimentales.

Para saber la precisión con la que se entrenó la Red, es necesario calcular el error cuadrático medio, como se observa en la gráfica de la Figura 4.2.

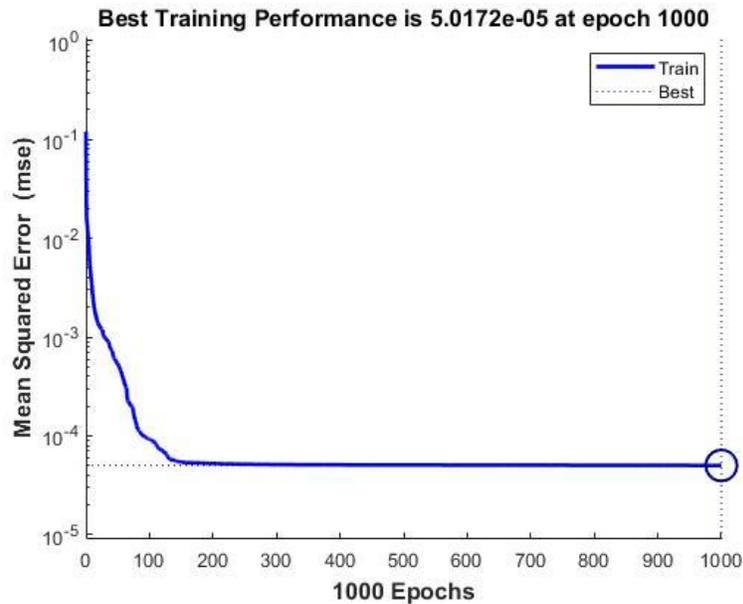
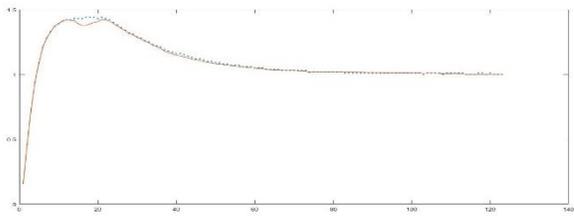


Figura 4.2 Error cuadrático medio del entrenamiento de la RNA Time-delay

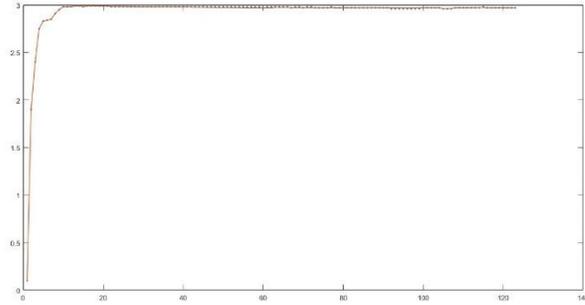
Se logra percibir que entre 100 y 200 épocas que equivalen a las iteraciones que realiza la Red, el error tiende a 0, por lo que podría decirse que el ajuste que realiza la red es el deseado.

4.1.2 Layer recurrent

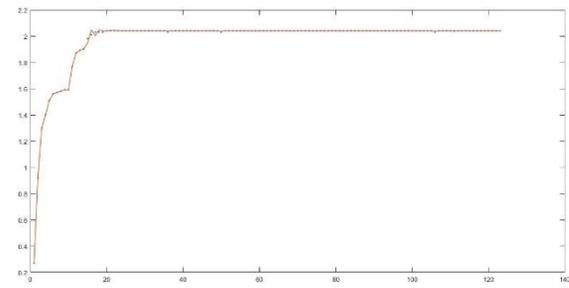
A continuación, se puede observar la salida de la RNA Layer Recurrent figura 17 (a-j).



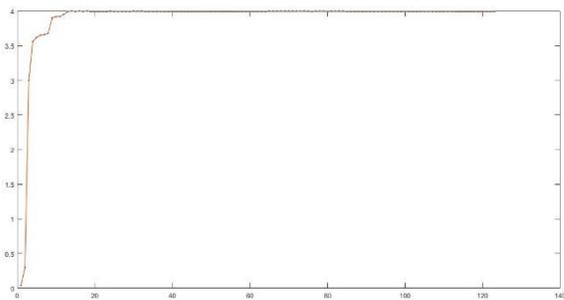
a) Predicción de 0-1.5



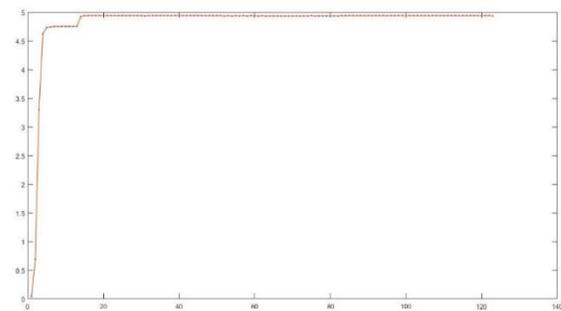
b) Predicción de 0-2 A



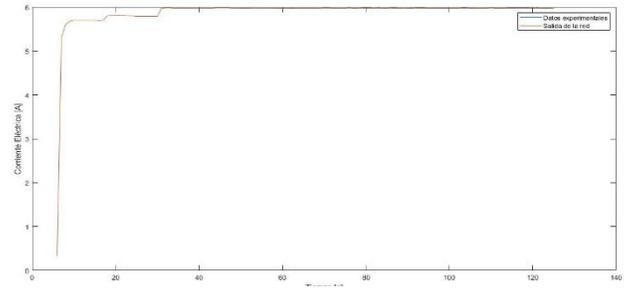
c) Predicción de 0-3 A



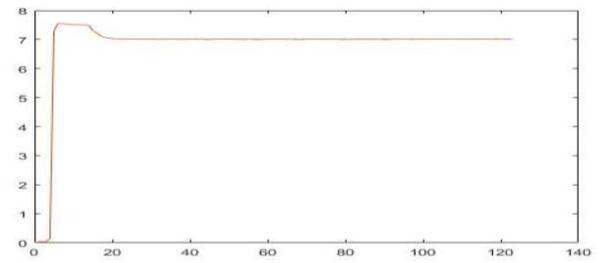
d) Predicción de 0-4 A



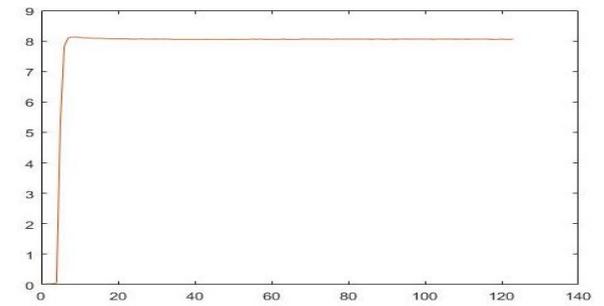
e) Predicción de 0-5 A



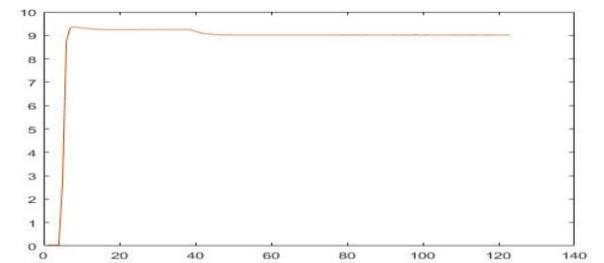
f) Predicción de 0-6



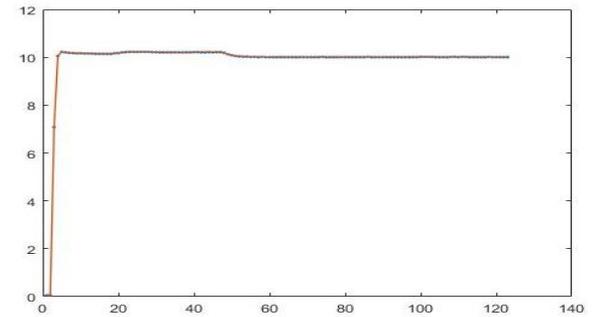
g) Predicción de 0-7 A



h) Predicción de 0-8 A



i) Predicción de 0-9 A



j) Predicción de 0-10 A

Figura 4.3 Gráficas correspondientes a la salida de la RNA Layer Recurrent comparada con los datos reales

Se alcanza a percibir la predicción que realiza la Red, la línea de puntos azules representa la salida de los datos con los que se entrenó y la línea naranja la salida de la red. Se observa en cada gráfica que la predicción que realiza la RNA también se acerca a los datos experimentales.

De igual manera como se realizó con la red anterior se calcula el error cuadrático medio representado por la gráfica de la Figura 4.4 para saber qué tan preciso fue el entrenamiento.

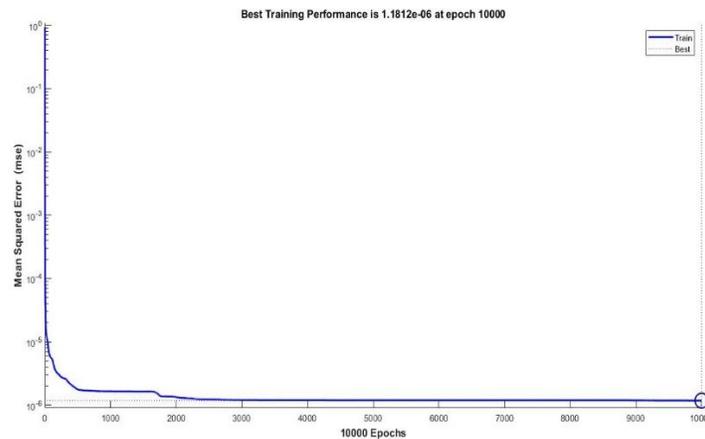


Figura 4.4 Error cuadrático medio del entrenamiento de la RNA Layer-Recurrent

A diferencia de la Red anterior, esta Red realiza 10000 épocas para su entrenamiento y se alcanza a percibir que entre 0 y 500 épocas el error es casi 0.

Con el análisis de las gráficas obtenidas, es posible afirmar que el uso de cualquiera de las Redes que fueron utilizadas para esta técnica de medición, es viable para la predicción de la corriente eléctrica, y si se lleva a pruebas físicas es probable que la medición sea precisa y confiable.

4.3 Validación de las RNA's con datos experimentales

Una vez entrenadas y validadas correctamente las RNA's se procede a calcular el error porcentual promedio de cada prueba, cabe mencionar que, por cada RNA, se realizaron 10 pruebas, se obtuvieron los errores porcentuales de cada una de las pruebas y después se realizó el promedio general de todos los errores para evaluar la eficiencia de cada predicción de las dos RNA's. Como se observa en las Tablas 5.1 y 5.2.

Los resultados muestran la efectividad de la RNA Time Delay donde el error porcentual promedio es de 0.827% y el error porcentual promedio de la RNA Layer Narx Net (Layer Recurrent) y el error porcentual promedio es de 0.319% obteniendo así una mayor efectividad que la otra RNA. Por lo que se podría resumir que cualquiera de las dos RNA's tienen un excelente rendimiento y podría usarse cualquiera para resolver el problema de medición que se planteó.

Tabla 4.2 Error porcentual promedio de la RNA Time Delay

Red Neuronal Time Delay		
Número de prueba	Número de Muestras	Error Porcentual promedio
1	125	0
2	125	1.297339276
3	125	0
4	125	0.579448423
5	125	0.477695157
6	125	1.949796889
7	125	1.998082708
8	125	0.809490882
9	125	0.260484852
10	125	0.906127902
	Promedio	0.827846609

Tabla 4.1 Error porcentual promedio de la RNA Narx Next.

Red Neuronal Narx Net		
Número de prueba	Número de Muestras	Error Porcentual promedio
1	125	0.428017501
2	125	0.486415818
3	125	0.059805472
4	125	0.2115968
5	125	0.115086195
6	125	0.218687616
7	125	0.49879228
8	125	0.899203393
9	125	0.253418938
10	125	0.021282185
	Promedio	0.31923062

4.4 Simulación

Las siguientes simulaciones representan la entrada de la RNA en el primer bloque con valores reales de la temperatura en grados centígrados, en el segundo se encuentra el algoritmo de la Red y en el tercero la salida de la Red con valores reales en Amperes.

A cada valor de temperatura proporcionado en la entrada de la RNA corresponde un valor de corriente eléctrica en la salida de la Red, como se observa en la tabla de datos con los que fueron entrenadas las RNA's, en la muestra número 14 el valor de la corriente es de 1.18 A y el de la temperatura es de 27.42 °C, tal y como lo predice la RNA Narx Net y se puede observar en la figura 5.1.

Tabla 4.3 Datos de entrenamiento

No. de muestra	Corriente eléctrica	Temperatura
10.00	1.16	27.427
11.00	1.17	27.765
12.00	1.19	28.104
13.00	1.20	27.427
14.00	1.18	27.833

También se realizaron pruebas con la RNA Time-Delay, a diferencia de la primer Red esta obtuvo un valor diferente se proporcionó a la entrada con un valor de 28.1°C y entregó una salida de 1.3 A.

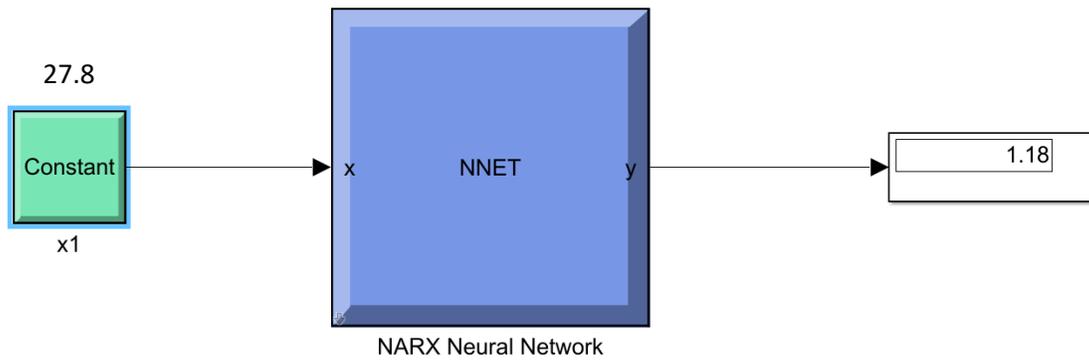


Figura 4.5 Diagrama bloques de la simulación de la RNA Layer-Recurrent

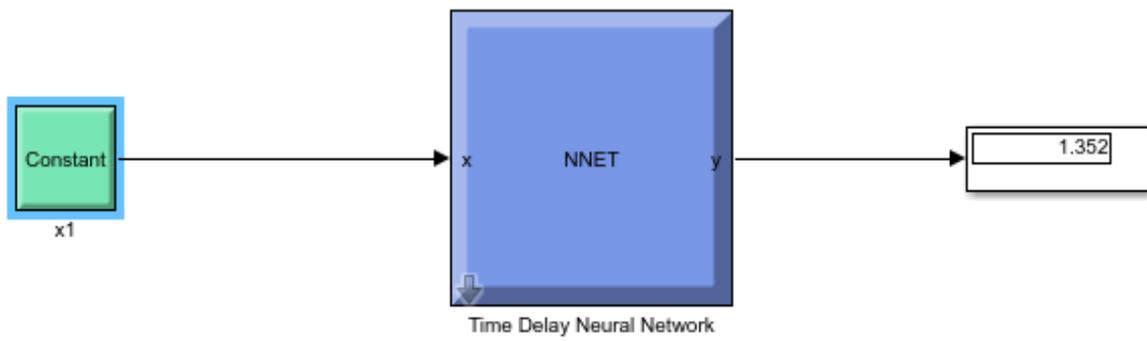


Figura 4.6 Diagrama bloques de la simulación de la RNA Time-Delay

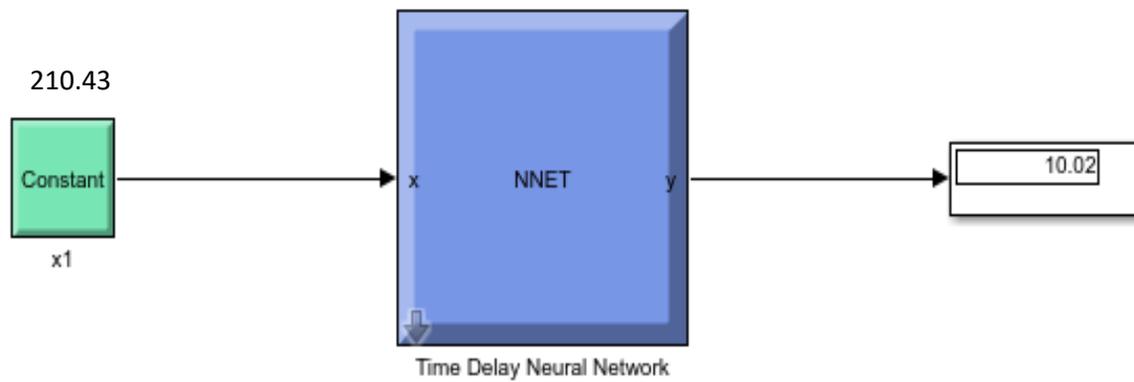


Figura 4.7 Diagrama bloques de la simulación de la RNA Time-Delay

CAPÍTULO 5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.

5.1 Discusión

Antes del desarrollo del proyecto se tenía planeado obtener un dispositivo como producto, sin embargo, se logró llegar a las simulaciones en las que se obtuvieron los resultados esperados. Se podrán realizar pruebas posteriormente con el fin de llevar a cabo mediciones físicas en las que el sensor mida la temperatura, y la Red prediga la corriente eléctrica que circula por el cable en tiempo real.

Hasta el momento la caracterización se ha realizado para un cable de cobre calibre 14, por lo que cabe mencionar que únicamente para este tipo de cable funcionaría la medición de la corriente eléctrica. Sin embargo, no cabe duda de que se podría realizar la caracterización para cualquier cable de otro material conductor o de otro calibre de cable de cobre. También es importante mencionar que el intervalo de medición de corriente eléctrica es desde los 0 hasta los 10 Amperes, ya que la capacidad de la fuente de C.A. con la que se cuenta, es limitada a ese rango.

Así mismo, las pruebas serían llevadas a cabo en el laboratorio de optomecatrónica del ITTG, en dónde se encuentran los materiales necesarios para poder realizar el experimento, además que no se tiene la instrumentación necesaria si se quisieran realizar pruebas en otro tipo de cables fuera del laboratorio. A pesar de ello, no se descarta la idea de en un futuro poder medir C.A. en sistemas de alta potencia, líneas de alta tensión o en dónde llevar a cabo la medición sea difícil.

Ahora bien, se tiene un gran comienzo para generar nuevas técnicas de medición indirecta con algoritmos de Inteligencia artificial, por lo que sería excelente continuar con las investigaciones y desarrollando este tipo de proyectos.

5.2 Conclusiones

En el presente trabajo se ha conseguido implementar una nueva técnica de medición, usando un sensor de temperatura y desarrollando un algoritmo de feedforward de dos Redes Neuronales, además se ha podido gestionar en Matlab un diagrama bloques para simular las entradas y salidas de ambas redes. Además, una de las muchas ventajas que tiene el software que se utilizó, es que cuenta con los puertos seriales para comunicar el arduino con el Simulink de Matlab, ya que posteriormente se harán pruebas en las que se usará el microcontrolador antes mencionado como tarjeta de adquisición de datos hacia el Simulink. Poniendo el pin del arduino que lee el sensor, como entrada de la Red.

Es importante resaltar el aporte del uso de este tipo de IA, como lo son las Redes Neuronales Artificiales, ya que con el análisis que se ha llevado a cabo se determina que son una excelente opción para resolver este tipo de problemas, como lo son las mediciones indirectas con diferentes variables y magnitudes físicas.

El error porcentual promedio de las pruebas realizadas en cada RNA, demuestra la exactitud con la que predicen el valor de la C.A. en el cable. En las gráficas presentadas es posible observar el cómo las RNA's predicen el valor de la C.A. con alta eficacia y se posteriormente se comprueba calculando el error porcentual promedio, logrando que fuera menor del 1%.

Como principio, se realizaron medidas en un cable de cobre calibre 14, sin embargo, esta investigación ha dado pauta a pensar y proponer que el sistema se pueda caracterizar para cualquier tipo de cable conductor y para rangos mayores de C.A., ya que una de las problemáticas con las que se cuenta actualmente, es la dificultad para medir C.A. en sistemas de potencia y líneas de alta tensión.

Contando con el algoritmo de las RNA's, es posible entrenarlas con otro tipo de datos, es decir, caracterizando la medición con otros rangos de C.A., así como con otro tipo de cable conductor.

Cabe mencionar que, así como se observa la dependencia del cambio de temperatura respecto al cambio de C.A., también se podría realizar otra medida indirecta, como lo es la dependencia del cambio de potencia de un láser en una fibra óptica que interactúe con el cable, es decir usando un sensor de F.O. (Fibra óptica). Trabajar con sensores de F.O. es de alto interés, por sus ventajas y cualidades, se sabe que el uso de estos sensores, es por la velocidad en el tiempo de respuesta y la precisión con la que miden. Posteriormente se planea darle seguimiento al proyecto y realizar la medición con lo que ya se cuenta que son las Redes Neuronales y un sensor de F.O.

Referencias

- [1] L. E. Llamosa R, J. d. C. Gómez E. y A. F. Ramírez B., «Diseño de un procedimiento para el cálculo de incertidumbre en mediciones indirectas,» *Scientia et Technica*, vol. 2, nº 42, pp. 187-192, 2009.
- [2] Empresa Provincial de Energía de Córdoba, EPEC, «La historia de la electricidad,» *Centro de Capacitación Profesional "Ing. José Ibar Romero*, p. 12, 2013.
- [3] A. M. y. M. F. Jenaro Guisasola, «La historia del concepto de fuerza electromotriz en circuitos eléctricos y,» *Revista Brasileira de Ensino de Física*, p. 8, 2008.
- [4] J. A. M. Villanueva, «LOS INSTRUMENTOS UTILIZADOS EN ELECTROMETRÍA: UN CAPÍTULO DE LA NORMALIZACIÓN DE LA TERMINOLOGÍA ELÉCTRICA,» *Revista de Lexicografía II*, pp. 73-97, 1995.
- [5] D. C. Giancoli, Física para universitarios, Naucalpan de Juárez, Edo. de México: Pearson Educación de México, S.A. de C.V., 2002.
- [6] J. O. Escribano, Electricidad y electrónica, San Fernando de Henares, Madrid: OXFORD UNIVERSITY PRESS, 2005.
- [7] F. W. Z. M. Y. H. D. y. F. R. A. SEARS, Física universitaria con física moderna., Naucalpan de Juárez, Estado de Mexico.: Pearson Educacion de Mexico, S.A. de C.V., 2005.
- [8] S. F. Everest, Ingeniería Electromagnética, México, D.F.: EDITORIAL LIMUSA, S.A. DE C.V., 1993.
- [9] A. C. J. L. P. N. A. Antonio J. Conejo, CIRCUITOS ELÉCTRICOS PARA LA INGENIERÍA, Aravaca, Madrid: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA DE ESPAÑA, S. A. U., 2004.
- [10] E. HARPER, TECNOLOGÍAS DE GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA, Ciudad de México: Limusa S.A. de C.V., 2009.
- [11] W. E. R. L. R. a. N. D. B. Steiner R L, «Uncertainty improvements of the NIST electronic kilogram,» *IEEE Trans. Instrum. Meas*, vol. 992, p. 56, 2007.
- [12] T. L. Floyd, PRINCIPIOS DE CIRCUITOS ELÉCTRICOS, MÉXICO: PEARSON EDUCACIÓN, 2007.
- [13] J. M. Pedraza, Electrical Energy Generation in Europe, Switzerland: Springer International Publishing , 2015.
- [14] E. P. Engineering, Vasily Y. Ushakov, Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2018.

- [15] G. Heydt, «A Panel on Infrastructures for Enabling Sustainable Energy Technologies,» de *Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century*, Pittsburgh, PA, USA, 2008.
- [16] D. G. a. L. L. J. Zheng, «Smart meters in smart grid: an overview,» de *Proc. IEEE Green Technologies Conference* , 2013.
- [17] *. C. C. B. V. M. M. D. A. T. M. C. G. L. V. M. V. d. B. P. G. R. V. M. R. E. C. L. M. W. J. Sam Aerts, «Measurements of intermediate-frequency electric and magnetic fields in household,» *Environmental Research*, vol. 154, pp. 160-170, 2017.
- [18] ULABY y F. T., *Fundamentos de aplicaciones en electromagnetismo.*, México: PEARSON EDUCACIÓN, 2007.
- [19] J. M. D. S. Maja Grbića, «Influence of measurement uncertainty of overhead power line conductor heights on electric and magnetic field calculation results,» *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 98, pp. 167-175, 2018.
- [20] T. Yamane, «Analysis of electric current density in carbon fiber reinforced plastic laminated plates with angled plies,» *COMPOSIT STRUCTURES*, Vols. %1 de %22-12, nº 1, p. 26, 2016.
- [21] J. G. Trasancos, *ELECTROTECNIA*, Madrid, España: COPYRIGHT, 2009.
- [22] F. A. Cozza, «Layered electric-current approximations of cylindrical sources,» *Wave Motion*, nº 64, pp. 34-51, 2016.
- [23] M. K. Norasage Pattanadech, «An improved Current Voltage Transferring Device for high current high frequency measurement,» *Electric Power Systems Research*, p. 7, 2017.
- [24] G. A. Sicard, *Mediciones electromagnéticas: Un primer curso*, Bogotá, D.C.: Editorial Universidad Nacional de Colombia, 2011.
- [25] C. L. C. Juan Escrig Murúa, *Introducción al ELECTROMAGNETISMO*, Santiago, Chile: Universidad de Santiago Chile, 2012.
- [26] R. L. BOYLESTAD, *ANÁLISIS INTRODUCTORIO DE CIRCUITOS.*, MEXICO, D.F.: Editorial Trillas, S.A. de C.V., 1998.
- [27] V. L. Rodríguez, *Electromagnetismo I*, Universidad Nacional de Educación a Distancia Madrid 2013: ISBN electrónico, 2013.
- [28] T. K. Saha, «Review of Modern Diagnostic Techniques for Assessing Insulation Condition in Aged Transformers,» *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 10, nº 5, pp. 903-907, 2003.
- [29] H.-D. Liess, «Optimal dimensions for electrical conductors,» de *1st International Electric Drives Production Conference*, Nuremberg, Germany, 2011.

- [30] R. A. Serway, ELECTRICIDAD Y MAGNETISMO, MÉXICO: McGRAW-HILL, 2015.
- [31] E. Cao, Transferencia de calor en ingeniería de procesos, Argentina, 2004.
- [32] D. Q. KEREN, Proceso de Transferencia de Calor, México D.F.: COMPAÑÍA EDITORIAL CONTINENTAL, S.A. de C.V. , 1965.
- [33] A. J. G. YUNUS A. ÇENGEL, Transferencia de calor y masa, México, D.F.: McGraw-Hill/INTERAMERICANA EDITORES, S.A. de C.V., 2011.
- [34] J. Holman, Transferencia de calor, Aravaca (Madrid): McGRAW-HILL/INTERAMERICANA.
- [35] D. Q. KERN, Procesos de Transferencia de Calor, México: MCGRAW HILL BOOK COMPANY, INC, 1999.
- [36] M. Nau, Electrical Temperature Measurement, Fulda: M.K. JUCHHEIM, 2002.
- [37] J. Adam, «New Correlations Between Electrical Current and Temperature Rise in PCB Traces,» de *Twentieth Annual IEEE Semiconductor Thermal Measurement and Management Symposium (IEEE Cat. No.04CH37545)*, San Jose, CA, USA, USA, 2004.
- [38] J. C. J. Marafona, «A finite element model of EDM based on the Joule effect,» *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 46, nº 6, pp. 595-602, 2006.
- [39] D. A. F. JOHN D. KRAUS, ELECTROMAGNETISMO con aplicaciones, MÉXICO: McGraw-Hill Companies Inc., 2000.
- [40] J. HAYES, FIBER OPTICS TECHNICIAN'S MANUAL, EUA: BOSTON, 2000.
- [41] J. F. M. F. I. H. A. Ali A. Jasim, «Fabrication and Characterization of Microbent Inline Microfiber Interferometer for Compact Temperature and Current Sensing Applications,» *Journal of Lightwave Technology*, vol. 35, nº 2150-2155, p. 11, 2017.
- [42] D. D. Simon Pevec, «MultiParameter Fiber-Optic Sensor for Simultaneous Measurement of Thermal Conductivity, Pressure, Refractive Index, and Temperature,» *IEEE*, vol. 9, nº 1, p. 12, 2017.
- [43] P. L. L. M. D. L. a. S. J. Shun Wang, «Cascaded interferometers structure based on dual-pass Mach-Zehnder interferometer and Sagnac interferometer for dual-parameter sensing,» *OSA Publishing*, vol. 23, nº 2, pp. 674-680, 2015.
- [44] H. B. M. G. B. P. G. Klaus Bohnert, «Highly Accurate Fiber-Optic DC Current Sensor for the Electrowinning Industry,» *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS*, vol. 43, nº 1, pp. 180-187, 2007.

- [45] Y. D. J. L. L. C. a. X. B. Hongying Zhang, «High sensitivity optical fiber current sensor based on polarization diversity and a Faraday rotation mirror cavity,» *OSA publishing*, vol. 50, nº 6, pp. 924-929, 2011.
- [46] M. X. H. G. Z. Wang, «Optical modal interferometer fiber strain sensor based on waist-enlarge fusion splicing,» *Optik Optics*, vol. 127, nº 7, pp. 6862-6866, 2016.
- [47] X. W. Y. L. Z. Z. C. L. Jiahong Zhang, «An integrated electro-optic magnetic field sensor based on reflected Mach-Zehnder interferometer,» *Optik Optics*, pp. 315-318, 2018.
- [48] Z. R. W. Y. Z. L. N. Chun-Liu, «Angle sensor based on two cascading abrupt-tapers modal interferometer in single mode fiber,» *Optik Optics*, pp. 236-242, 2017.
- [49] M. H. H. S. T. G. Z. Y. Q. R. X. Q. Nan Liu, «A fiber-optic refractometer for humidity measurements using an in-fiber Mach-Zehnder interferometer,» *OPTICS COMMUNICATIONS*, vol. 367, pp. 1-5, 2016.
- [50] M. H. n. Nan Liu, «A fiber-optic refractometer for humidity measurements using an in-fiber Mach-Zehnder interferometer,» *OPTICS CUMMUNICATIONS*, vol. 367, pp. 1-5, 2016.
- [51] M. D. T. P. N. G. B. George Y. Chen, «A Review of Microfiber and Nanofiber Based Optical Sensors,» *The Open Optics Journal*, pp. 32-57, 2015.
- [52] A. K. a. N. Kumar, «Simultaneous measurement of current and temperature by using an all-fiber interferometric cost-effective and non-destructive sensing scheme,» *Optik Optics*, pp. 1-8, 2018.
- [53] P. K. P. M. R. H. a. K. D. D A Jackson, «Electric current sensors: a review,» *IOPscience*, vol. 21, p. 23, 2010.
- [54] D. p. f. s. c. o. f.-o. c. s. b. o. g. r. effect, «Chunxi Zhang, Chuansheng Li, Xiaoxiao Wang, Lijing Li, Jia Yu, and Xiujuan Feng,» *School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Beihang University*, vol. 51, nº 18, pp. 3977-3988, 2012.
- [55] H. X. H. Y. P. N. Yang Feili, «Optical Fiber Current Sensor With Small Size for The High Voltage Watt-hour Meter,» *Electric Power Research Institute of Chongqing Electric Power Company of State Grid*, vol. 10158, nº 2, 2016.
- [56] M. S. P. GONZALO PAJARES MARTIN-SANZ, INTELIGENCIA ARTIFICIAL E INGENIERÍA DEL CONOCIMIENTO, RA-MA EDITORIAL, 2005.
- [57] P. N. Stuart Russell, *Inteligencia Artificial Un Enfoque Moderno*, México: PEARSON EDUCACIÓN, S.A., 2004.
- [58] F. Berzal, *REDES NEURONALES & DEEP LEARNING*, GRANADA: Copyright, 2018.

- [59] P. P. Cruz, INTELIGENCIA ARTIFICIAL CON APLICACIONES A LA INGENIERÍA, México D.F.: Alfaomega Grupo Editor, S.A. de C.V. , 2010.
- [60] J. F. Phill Rowcliffe, «Training Spiking Neuronal Networks With Applications in Engineering Tasks,» *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 9, nº 9, pp. 1626-1640, 2008.
- [61] Fernando, «Redes Neuronales Artificiales,» Departamento de Física, Universidad de Concepción, Concepción, Chile.
- [62] A. S. M. Bonifacio Martín del Brío, Redes Neuronales y Sistemas Difusos, RA-MA EDITORIAL, 2006.
- [63] J. W. M. Cathy H. Wu, Neural Networks and Genome Informatics, Texas, USA: Elsevier Science Ltd, 2000.
- [64] S. N. K. Hiromichi Sakuta, «An Attempt at Autonomous Identification of neuronal activity patterns in dissociated neuronal network, by multi-layered artificial neuronal network,» de *2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Miyazaki, Japan, Japan, 2018.
- [65] L. I. M. R. P. R. Juan Carlos Ortega Castro, «Artificial neuronal network for monitoring of energy consumption by a home device,» de *2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America)*, Gramado, Brazil, Brazil, 2019.
- [66] J. M. C.H. Wu, Neural Networks and Genome Informatics, Maryland, USA: Elsevier Science Ltd, 2000.
- [67] W. S. a. P. W. McCulloch, «A logical calculus of the ideas immanent in nervous,» *The bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5, nº 4, pp. 115-113, 1943.
- [68] J. G. Taylor, Mathematical Approaches to Neural Networks, AMSTERDAM, LONDON, NEW YORK, TOKYO : North-Holland Mathematical Library, 1993.
- [69] A. Penirschke, «Geometry Verification of Arbitrary Shaped Conductive Cavities by Means of Eigenmodes classified with Artificial Neuronal Networks,» de *2019 European Microwave Conference in Central Europe (EuMCE)*, Republic, Czech Republic, 2019.
- [70] I. A. a. H. M. Basheer, «Artificial neural networks: fundamentals, computing,,» *Journal of microbiological methods*, vol. 43, nº 1, pp. 3-31, 2000.
- [71] P. J. B. F. T. A. J. M. M. W. P. J. Braspenning, Artificial Neural Networks: An Introduction to ANN Theory and Practice, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1995.
- [72] T. J. Ross, FUZZY LOGIC WITH ENGINEERING APPLICATIONS, Washington: British Library, 2010.

- [73] C. v. Altrock, «Fuzzy Logic in Automotive Engineering,» *Circuit Cellar INK, the Computer Applications Journal*, p. 9, 1997.
- [74] S. W. K. MICHAEL D. SYMANS, «FUZZY LOGIC CONTROL OF BRIDGE STRUCTURES USING INTELLIGENT SEMI-ACTIVE SEISMIC ISOLATION SYSTEMS,» *EARTHQUAKE ENGINEERING AND STRUCTURAL DYNAMICS*, nº 28, pp. 37-60, 1999.
- [75] D. P. D. FRANK P. INCROPERA, *Fundamentos de transferencia de calor*, Naucalpan de Juárez, Edo de México : PRENTICE HALL HISPANOAMERICANA, S. A , 1999.

ANEXOS

Anexo A

Código de arduino para lectura del sensor de temperatura

```
1 // Librerías específicas necesarias
2 #include <Adafruit_GFX.h> //TFT
3 #include <Adafruit_MAX31865.h> //Max31865
4 #include <MCUFRIEND_kbv.h> //TFT
5 MCUFRIEND_kbv tft;
6 //Pines y valores de referencia definidos para el Max31865
7 Adafruit_MAX31865 max = Adafruit_MAX31865(22, 24, 26, 28);
8 #define RREF 430.0
9 #define RNOMINAL 100.0
10 #define ADJ_BASELINE 0 //
11 //Colores en rgb565
12 #define BLACK 0x0000
13 #define NAVY 0x000F
14 #define DARKGREEN 0x03E0
15 #define DARKCYAN 0x03EF
16 #define MAROON 0x7800
17 #define PURPLE 0x780F
18 #define OLIVE 0x7BE0
19 #define LIGHTGREY 0xC618
20 #define DARKGREY 0x7BEF
21 #define BLUE 0x001F
22 #define GREEN 0x07E0
23 #define CYAN 0x07FF
24 #define RED 0xF800
25 #define MAGENTA 0xF81F
```

```

26 #define YELLOW    0xFFE0
27 #define WHITE     0xFFFF
28 #define ORANGE    0xFD20
29 #define GREENYELLOW 0xAFE5
30 #define PINK      0xF81F

31 void setup ()
32 {
33 Serial.begin(9600);
34 //Inicilaizacion de la tft
35 tft.reset();
36 uint16_t ID = tft.readID();
37 if (ID == 0xD3D3) ID = 0x9341;
38 tft.begin(ID);

39 //inicializacion del max31865
40 max.begin (MAX31865_2WIRE); //Numero de cables del sensor 2WIRE, 3WIRE o 4 WIRE

41 //Fondo de la tft
42 tft.fillScreen (BLACK);
43 }

44 void loop()
45 {
46 uint16_t rtd = max.readRTD();
47 float ratio = rtd;
48 ratio /= 32768;
49 Serial.print ("");
50 Serial.println (max.temperature (RNOMINAL, RREF));

```

```

51 // Check and print any faults
52 uint8_t fault = max.readFault ();
53 if (fault)
54 {
55 Serial.print ("Fault 0x");
56 Serial.println (fault, HEX);
57 if (fault & MAX31865_FAULT_HIGHTHRESH)
58 {
59 Serial.println("RTD High Threshold");
60 }
61 if (fault & MAX31865_FAULT_LOWTHRESH)
62 {
63 Serial.println("RTD Low Threshold");
64 }
65 if (fault & MAX31865_FAULT_REFINLOW)66
66 {
67 Serial.println("REFIN- > 0.85 x Bias");
68 }
69 if (fault & MAX31865_FAULT_REFINHIGH)
70 {
71 Serial.println("REFIN- < 0.85 x Bias - FORCE- open");
72 }
73 if (fault & MAX31865_FAULT_RTDINLOW)
74 {
75 Serial.println("RTDIN- < 0.85 x Bias - FORCE- open");
76 }
77 if (fault & MAX31865_FAULT_OVUV)
78 {

```

```
79 Serial.println("Under/Over voltage");  
80 }  
81 max.clearFault();  
82 }
```

Anexo B

Código de la RNA Time Delay en Matlab

```
dato = xlsread('sensor10.xlsx');
t = dato(:,1);
corr = dato(:,2);
temp = dato(:,3)

orden = 5;

net = timedelaynet([1:orden],16);
net.trainParam.epochs = 1000;
net.divideFcn = '';
t = t';
corr = corr';
temp = temp';
corr = num2cell(corr);
temp = num2cell(temp);
P = temp(orden+1:end);
T = corr(orden+1:end);
Pi = temp(1:orden);
net = train(net,P,T,Pi);
Y = net(P,Pi);

plot(t(orden+1:end),cell2mat(T),t(orden+1:end),cell2mat(Y)),
xlabel('Tiempo [s]')
ylabel('Corriente Eléctrica [A]')
legend({'Datos experimentales','Salida de la red'})
% gensim(net);
%%calculo de error
res = cell2mat(Y);
tr = cell2mat(T);
err = immse(res,tr);
rescorr=corr';
restr=tr';
```

Anexo C

Código de la RNA Layer Recurrent en Matlab

```
% generate data
dato = importdata('sensor10.xlsx');
u = dato(:,3)';
y = dato(:,2)';
u = con2seq(u);
y = con2seq(y);

% configure and train network
net = narxnet(1:2,1:2,8);
net.divideFcn = '';
net.trainParam.min_grad = 1e-10;
net.trainParam.epochs = 10000;
[p,Pi,Ai,t] = preparets(net,u,{},y);
net = train(net,p,t,Pi);

% simulate network
yp = sim(net,p,Pi);
plot(cell2mat(yp)-cell2mat(t))

% use closed-loop form
closednet = closeloop(net);
view(closednet)

% testing trained network
dato = importdata('sensor1.xlsx');
%dato = importdata('sensor2.xlsx')
u = dato(:,3)';
y = dato(:,2)';
utest = con2seq(u);
ytest = con2seq(y);
[p1,Pi1,Ai1,t1] = preparets(closednet,utest,{},ytest);
yp1 = closednet(p1,Pi1,Ai1);
plot(1:size(t1,2),cell2mat(t1(1:end)),'.',...
     1:size(t1,2),cell2mat(yp1),'LineWidth',1)

gensim(closednet);

% error cuadrático
res = cell2mat(t);
tr = cell2mat(yp);
err = immse(res,tr);
```

Anexo D

Materiales usados para el experimento



El RTD por sus siglas en inglés Resistance Temperature Detector es una termo resistencia la cual incrementa el valor de la resistencia cuando incrementa la temperatura, existen diferentes materiales con los que se fabrican como el Cobre (Cu), Níquel (Ni) y el más común Platino (Pt).

El **Pt100** es un RTD el cual está hecho de platino (**Pt**) y **100** significa que nos da 100Ω a 0°C



Las resistencias de inmersión están diseñadas para el calentamiento en contacto directo con el fluido: agua, aceite, materiales viscosos, disoluciones ácidas o básicas, etc.

Dado que todo el calor se genera dentro del líquido, se alcanza un rendimiento energético máximo.



Analizador / fuente de CA Agilent 6813B, 0-300 Vrms, 1750 VA, monofásico. GPIB, RS-232



Cable de cobre calibre 14 con recubrimiento.



UNI-T UT803 es un multímetro de sobremesa diseñado para medir voltaje AC/DC, corriente AC/DC, resistencia, frecuencia, capacitancia, temperatura y chequear diodos y probar continuidad de circuitos.



El MAX31865 es un convertidor de resistencia a digital fácil de usar, optimizado para detectores de temperatura de resistencia de platino (RTD). Una resistencia externa establece la sensibilidad para el RTD que se usa y un ADC delta-sigma de precisión convierte la relación de la resistencia RTD a la resistencia de referencia en forma digital. Las entradas del MAX31865 están protegidas contra fallas de sobretensión tan grandes como Q45V. Se incluye la detección programable de RTD y cable abierto y condiciones cortas



Caja de cristal.



Arduino es una plataforma para programar algunos microcontroladores de la familia AVR de Atmel y también microcontroladores Atmel ARM Cortex-M0+ o Intel y un hardware con ese MCU donde acceder físicamente a sus puertos.



Constancia

Artículo: **24 - Medición de corriente eléctrica usando Redes Neuronales**
Autores: **E. González , J. Camas, E. Escobar, J. Velázquez, R. Grajales**
Área: **Mecatrónica**

El Comité Técnico del **XV Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico CIINDET 2019**, que se llevó a cabo del 2 al 4 de octubre de 2019 en la ciudad de Cuernavaca Morelos México, hace constar que el artículo citado fue presentado de acuerdo con el programa técnico del congreso e incluido en las memorias del mismo.

La presente se expide para los fines que a los autores convengan.

Cuernavaca Morelos México, a 4 de octubre de 2019.

Atentamente

Dr. Rafael Castellanos Bustamante
Presidente del Comité Técnico CIINDET 2019





IEEE
Sección Morelos



CIINDET 2019
LA ODA UN DESARROLLO SUSTENTABLE
CON TECNOLOGÍA Y INNOVACIÓN

La Sección Morelos del Instituto de Ingenieros en
Electricidad y en Electrónica
Otorga el presente

Recomocimientos

A: Ing. Elide Guadalupe González de León

Por su participación como
PONENTE

Durante el XV Congreso Internacional sobre Innovación y
Desarrollo Tecnológico, realizado del 2 al 4 de Octubre del 2019,
en la ciudad de Cuernavaca, Morelos, México.

Dr. Jorge Guillermo Calderón Guizar
Presidente IEEE Sección Morelos.