SISTEMA DE DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS DE UN PROCESO TÉRMICO MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL



LUIS FELIPE RINCÓN ARISTIZABAL

DAVID ALEJANDRO VARGAS CHAVARRO

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD TECNOLÓGICA

PROGRAMA DE INGENIERÍA MECÁNICA

BOGOTÁ

2018

SISTEMA DE DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS DE UN PROCESO TÉRMICO MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

LUIS FELIPE RINCÓN ARISTIZABAL

DAVID ALEJANDRO VARGAS CHAVARRO

Trabajo de grado presentado como requisito para optar por el título de Ingeniería Mecánica.

Director,

Ingeniero Luini Leonardo Hurtado

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD TECNOLÓGICA

PROGRAMA DE INGENIERÍA MECÁNICA

BOGOTÁ

2018

Contenido

LISTA DE FIGURAS 5

LISTAS DE TABLAS 7

LISTAS DE ANEXOS 8

RESUMEN 9

INTRODUCCIÓN 10

1. DETECCIÓN DE FALLAS CON TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL 12

1.1 LÓGICA DIFUSA 15

1.1.1 APLICACIONES 16

1.2 REDES NEURONALES 17

1.2.1 REDES NEURONALES CEREBRALES 17

1.2.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES 18

1.2.2.1 HISTORIA DE LAS RNA 20

1.2.2.2 APLICACIONES DE LAS RNA 25

1.3 ALGORITMOS GENETICOS 26

1.4 SISTEMAS NEURO-FUZZY 27

1.5 RNA PARA DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS 28

1.5.1 TIPOS DE DETECCIÓN DE FALLAS 29

1.5.2 GENERACIÓN DE RESIDUOS 32

1.5.3 EVALUACIÓN DE RESIDUOS 33

1.5.4 DIAGNÓSTICOS DE FALLAS DE FUZZY Y NEUROFUZZY 33

2. DESCRIPCIÓN DEL EQUIPO DE CONTROL DE PROCESO TERMICO AMATROL T5553 36

2.1 LA TERMOCUPLA 41

2.1.1 OPERACIÓN DE LA TERMOCUPLA 41

2.2 DETECTOR DE TEMPERATURA POR RESISTENCIA (RTD) 42
2.3 LOS TERMISTORES 44
3. MONITORIZACIÓN DEL SISTEMA TÉRMICO 47
3.1 CONTROL DE PROCESOS 48
3.2 CONFIGURACIÓN DEL DISPOSITIVO DE ADQUISICIÓN DE DATOS 49
4. DESARROLLO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN Y DIAGNOSTICO DE FALLAS 51
4.1 ELABORACIÓN DEL MODELO MATEMÁTICO 52
4.2 CREACIÓN Y ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL 55
4.3 SIMULACION DE LA RED NEURONAL MEDIANTE SIMULINK 61
5. DESARROLLO DE LA INTERFAZ GRÁFICA 65
5.1.1 TEST DE COMPARACIÓN PARA IDENTIFICACIÓN DE FALLAS. 68
5.1.2 TEST # 1 FUNCIONAMIENTO NORMAL DEL EQUIPO DURANTE 40 MINUTOS. 69
5.1.3 TEST # 2 FALLO EN EL TANQUE DE PROCESO. 69
5.1.4 TEST # 3 FALLO EN EL ENFRIADOR. 70
5.1.5 TEST # 4 FALLO EN EL TRANSMISOR DE TEMPERATURA DEL INTERCAMBIADOR DE CALOR. 70
5.1.6 TEST # 5 FALLO EN EL INTERCAMBIADOR DE CALOR Y EN EL TANQUE DE PROCESO 70
5.1.7 TEST # 6 FALLO EN LA TAD 72
5.1.8 TEST # 7. CORTO CIRCUITO EN LA SALIDA DE LA FUENTE 72
5.1.9 TEST # 8 INTERMITENCIA EN EL TANQUE DE PROCESO 72
5.1.10 TEST # 9. INTERMITENCIA EN EL INTERCAMBIADOR Y ENFRIADOR 73
5.1.11 TEST # 10. INTERMITENCIA EN LA V-V + ENFRIADOR 74
6. CONCLUSIONES 75
7. BIBLIOGRAFÍA 76
ANEXOS 79

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Lógica Difusa 15
Figura 2. Partes de una Neurona 18
Figura 3. - Diagrama de una Neurona Artificial (PE). 19
Figura 4. Arquitectura de una Red Neuronal Simple 20
Figura 5. Evolución de la calibración de la red 32
Figura 6. Esquema de un sistema generador de residuos a partir de RNA 32
Figura 7. Planta de control de nivel y flujo Amatrol T5553 37
Figura 8. Composición Termocupla 41
Figura 9. Conexión Termocupla 41
Figura 10. Detector de temperatura por resistencia 42
Figura 11. Tipos de RTD 43
Figura 12. Conexión segura RTD 43
Figura 13. Funcionamiento RTD 44
Figura 14. Termistor 44
Figura 15. Conexión y medida termistor 45
Figura 16 .Plano eléctrico 46
Figura 17. Elementos de un sistema de control 48
Figura 18. Sistema de instrumentación virtual “Edibon Data Acquisition System 49
Figura 19. Sistema de Adquisición de datos 50
Figura 20. Herramienta Ident MatLab- importación Datos para estimar FT 52
Figura 21. Conversión Graficas 53
Figura 22. Funciones de Transferencia de Sensores planta T5553. 54
Figura 23. Topología de un Perceptrón multinivel 56
Figura 24. Herramienta *nntool* para la creación de la RN. 58
Figura 25. A. Topología de la RN planta de Proceso T5553. B. Entrenamiento RN 59
Figura 26. Ventana de entrenamiento de la RN. 60

Figura 27. Performance - Error RN 61
Figura 28. Generación de bloque de la RN 62
Figura 29. Ingreso de ecuaciones de estado en Simulink 62
Figura 30. A- Simulación completa. B. Graficas del comportamiento del sistema 63
Figura 31. Interfaz gráfica de usuario - Una muestra 66
Figura 32. Interfaz gráfica de usuario – Señal figuras 1 y 2 67
Figura 33. Interfaz gráfica de usuario – Señal falla 67
Figura 34. Comportamiento normal del proceso durante 3 horas 68
Figura 35. Test # 1. 69
Figura 36. Test # 2 69
Figura 37. Test # 3. 70
Figura 38. Test # 4 71
Figura 39. Test # 5. 71
Figura 40. Test # 6. 72
Figura 41. Test # 7 73
Figura 42. Test # 8. 73
Figura 43. Test # 9. 74
Figura 44. Test # 10. 74

LISTAS DE TABLAS

Tabla 1. Definiciones de inteligencia.....12
Tabla 2. Elementos del sistema de Control Proceso Térmico T5553 Amatrol 38

LISTAS DE ANEXOS

Anexo A Datos usados para entrenar la Red Neuronal 79

RESUMEN

En este documento se presenta el desarrollo de un sistema de detección y diagnóstico de fallas de la planta de procesos de control térmico T5553-BD de la marca Amatrol, mediante Inteligencia Artificial.

Dentro de los equipos utilizados se encuentra una tarjeta de adquisición de datos EDIBON de bajo costo, que se conecta al equipo de control térmico para poder recibir las señales provenientes de los sensores de temperatura y caudal del equipo y llevarlas a un computador, en el cual se utilizó LabView para exportar los datos en Excel. Posteriormente mediante la utilización del software y lenguaje de programación de MatLab, se diseñó una interfaz donde se presenta la detección y diagnóstico de fallas de mediante una Red Neuronal.

El resultado obtenido es una interfaz gráfica de usuario que le informa al operador las fallas detectadas en uno o varios de los dispositivos de la planta de control térmico, mediante los datos obtenidos durante una práctica de laboratorio, los cuales son comparados con el test del proceso en condiciones normales de operación.

INTRODUCCIÓN

Debido al desarrollo que ha tenido la automatización industrial en los últimos años y específicamente en el campo de control de procesos, se ha creado la necesidad de poder monitorizar y hacer seguimiento de los valores de las variables físicas que intervienen en cada proceso. Los sistemas de adquisición de datos supervisión y control SCADA aparecieron como respuesta para suplir esta necesidad y hoy son ampliamente utilizados en el campo industrial y permiten la interacción entre el operario y el proceso mediante entornos gráficos que facilitan la toma de decisiones y la supervisión de los procesos, mejorando la calidad de los productos, reducción de costos y la automatización de los mismos.

Los sistemas de monitorización se tienden a confundir con los sistemas SCADA, sin embargo si se realiza un examen a profundidad se descubre que un sistema de monitorización es parte fundamental de un sistema SCADA pero no posee todas sus funciones. La diferencia radica en que el sistema de monitorización no se ocupa del diagnóstico y control de los fallos sino sólo de la supervisión del proceso.

Los procesos actuales, debido a su complejidad, exigen sistemas de seguridad más confiables. Normalmente se quiere que una maquina sea lo más confiable y eficiente posible, ¿pero qué pasaría si en algún momento, la maquina tiene alguna falla?, la cual puede provocar pérdidas económicas si es en una línea de producción o ensamblaje, peligros para los operarios las empresas y/o terceros provocando posibles accidentes. Nos encontramos en un contexto donde las tecnologías se encuentran vulnerables a sufrir daños, pero también se puede anticipar una falla el funcionamiento de cualquier máquina, mediante un test de comparación.

La detección y diagnóstico de fallas, es un paso posterior a la identificación, que consiste en hacer una comparación entre el modelo que se obtiene de los datos obtenido (practica libre de laboratorio) y el funcionamiento en condiciones normales de la planta, es decir, los datos del equipo capturados por el operador se comparan con el modelo sin fallas que se tiene en Matlab (test de comparación), si la respuesta de la RN es cero, no hay fallas, si es diferente de cero, la hay.

Con la realización del presente proyecto se desarrolló un sistema de detección y diagnóstico de fallas mediante inteligencia artificial, el cual, se desarrolló una interfaz gráfica en Matlab que permite evaluar un conjunto de datos obtenidos del

equipo de control térmico (test o práctica de laboratorio), o un valor particular dado en mili Amperios, informándole al operador de la planta el lugar de la falla, éstos pueden ser en uno de los tres dispositivos con que cuenta el equipo (tanque de proceso, enfriador o intercambiador), fallas en la conexión de los sensores de temperatura, un fallo de la Tarjeta de Adquisición o desconexión, o un daño eléctrico en la Fuente.

Durante el desarrollo del presente documento se muestra cada una de las etapas que se llevaron a cabo para la realización de dicho sistema de detección y diagnóstico de fallas.

1. DETECCIÓN DE FALLAS CON TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

Para entrar al concepto de que es Inteligencia Artificial (IA), es necesario plantearse primeramente la siguiente pregunta: ¿qué es la inteligencia? Se trata de una pregunta difícil y de uso particular cuya respuesta aún no ha sido resuelta en su totalidad, la cual sigue perturbando a los biólogos como a los psicólogos y filósofos hoy en día.

La inteligencia en términos generales es un concepto difícil de definir. Una definición sencilla la describe como la capacidad de generar información nueva combinando la que recibimos del exterior con aquella de la que disponemos en nuestra memoria. Se trata de una capacidad general que implica varios factores: el pensamiento abstracto dirigido hacia la resolución de problemas o en la capacidad de adquirir conocimientos[1].

No hay una definición unitaria y aceptada de la inteligencia. Una de ellas proviene de la psicología. Definir qué es la inteligencia ha sido siempre objeto de polémica; ante un escenario tan diversificado de opiniones, Vernon (1960) sugirió una clasificación de las principales definiciones.

Tabla 1. Definiciones de inteligencia[2].

Ch. Spearman	Capacidad unitaria para resolver problemas y crear nuevos contenidos
H. J. Eysenck	Vinculó la inteligencia biológica con el procesamiento neuronal eficiente
L. G. Humphreys	Conjunto de habilidades para adaptarse al entorno
H. Gardner	Capacidad de resolución de problemas y la elaboración de productos que sean valorados
L. S. Gottfredson	Capacidad mental general que incluye la habilidad de razonar, planificar, resolver problemas, pensar en abstracto,

[1] Maich, Aloysius (1995). *A Hobbes Dictionary*. Blackwell.
[2] «Revisión histórica del concepto de inteligencia: una aproximación a la inteligencia». Redalyc. Consultado el 7 de junio de 2017 Maich, Aloysius (1995). *A Hobbes Dictionary*. Blackwell.

	comprender ideas complejas, aprender rápido y aprender de la experiencia, que es más que una destreza académica o del aprendizaje por medio de libros
Alfred Binet	El juicio, también llamado "sentido común", "sentido práctico", "iniciativa", la facultad de adaptarse a las circunstancias... auto-crítica.
David Wechsler	La capacidad agregada o global del individuo de actuar con propósito, de pensar racionalmente y de manejar eficazmente su entorno.
Cyril Burt	Capacidad cognitiva innata
Linda Gottfredson	La capacidad de lidiar con la complejidad cognitiva
Sternberg y Salter	Comportamiento adaptativo dirigido a metas
Reuven Feuerstein	La teoría de la modificación cognitiva estructural describe la inteligencia como "la propensión única de los seres humanos a cambiar o modificar la estructura de su funcionamiento cognitivo para adaptarse a los cambios de una situación a lo largo de la vida
Legg y Hutter	"La inteligencia mide la capacidad de un agente para alcanzar los objetivos en una amplia gama de entornos", que ha sido matemáticamente formalizado"

Se debe empezar nombrando algunas características de la inteligencia humana, por ejemplo: la habilidad verbal, la definición y comprensión de palabras, el uso de un lenguaje preciso para expresar sentimientos y pensamientos, la habilidad numérica, ser capaz de hacer y resolver problemas aritméticos, la capacidad de pensar rápidamente, captar similitudes, diferencias y detalles y la capacidad mecánica de memorizar y recordar entre otras.

Desde sus inicios, el hombre se representó el mundo real mediante símbolos, los cuales constituyen la base del lenguaje humano. En este sentido, se podría considerar a la inteligencia artificial (IA) como un dialecto simbólico constituido por cadenas de caracteres que representan conceptos del mundo real. De hecho, los procesos simbólicos son una característica esencial de la IA. A partir de lo expuesto es posible formular una definición más aproximada de nuestro objeto de estudio: "L*a IA es una rama de las ciencias computacionales que se ocupa de los símbolos y métodos no algorítmicos para la resolución de problemas".* (P. P. Cruz, 2010, pag 1.)

Los esfuerzos por obtener máquinas que realizaran alguna función que el ser humano realiza avanza a diario algunas con éxito y otras todo lo contrario. Pero el ser humano nunca ha dejado de estudiar esta línea y a cambio ha tenido resultados sorprendentes por lo cual se puede decir que existen maneras de realizar procesos similares a los inteligentes y se pueden clasificar en la IA.

Alan Turing fue uno de los pioneros o se puede decir que el padre de la IA, pues fue el autor del concepto de computadora y predijo que la maquina podría llegar a tener una capacidad similar a la de la inteligencia humana. Turing propuso en 1950 el llamado "Juego de imitación" o prueba de Turing para examinar la inteligencia de la máquina. Estaba constituida por la interacción verbal entre un humano y el sistema de IA; el juez, era un humano y si él no era capaz de discriminar cuál de los dos participantes era el ordenador se consideraba como inteligencia comparable a la humana.[3]

En la ciencia de la IA se pueden encontrar tres grandes ramas:

• Lógica difusa

• Redes neurales artificiales

• Algoritmos genéticos

Y tenemos una mezcla de dos de ellas que últimamente ha sido muy utilizada en la IA que es:

• Neuro-Fuzzy Cada una consta de características especiales, así como de una función específica.

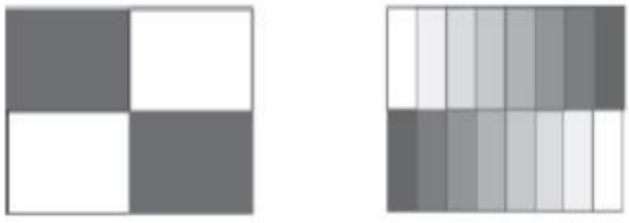
[3] (Hochel & Milán, 2004)

1.1 LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa o lógica Fuzzy es un conjunto de principios matemáticos basados en grados de membresía o pertenencia, cuya función es modelar información. 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. Los matemáticos dedicados a la lógica en la década de 1920 definieron un concepto clave: *todo es cuestión de grado*. La lógica difusa manipula conceptos vagos como "caliente" o "húmedo" y permite a los ingenieros construir televisores, acondicionadores de aire, lavadores y otros dispositivos que juzgan información difícil de definir. Los sistemas difusos son una alternativa a las nociones de pertenencia y lógica que se iniciaron en la Grecia antigua.

Este modelado se hace con base en reglas lingüísticas que aproximan una función mediante la relación de entradas y salidas del sistema (composición). Esta lógica presenta rangos de membresía dentro de un intervalo entre 0 y 1, a diferencia de la lógica convencional, en la que el rango se limita a dos valores: el cero o el uno, que son ciertas o son falsas. Mediante el uso de lógica difusa se puede representar la forma de la lógica humana, que involucra incertidumbre o juicios de valor, por ejemplo, en afirmaciones como "el día es caluroso", "el automóvil va muy rápido", etc. En el primer caso, se sabe que hay alta temperatura, pero no se sabe a qué temperatura exactamente nos estamos refiriendo; en el segundo caso, se dice que "el automóvil va rápido", sin embargo, nunca se especifica su velocidad. Las personas tienen el poder de razonar en un mundo donde las cosas u objetos son de alguna forma parcialmente ciertas.[4]

Figura 1. Lógica Difusa



Fuente: Inteligencia Artificial, Pedro Ponce Cruz, 2010, pág. 5

[4] Garavito & Meneses, 2014

En el primer cuadro de la izquierda (1) se puede distinguir entre blanco y negro (0 o 1), así funciona la lógica booleana o un sistema binario. En la imagen de la derecha (2), a excepción de los extremos es muy difícil definir lo que es negro o blanco, por ello existe una gama de respuestas (0-1); de igual forma funciona la lógica difusa, por lo cual se le tiene que dar un grado de pertenencia a los elementos, en este caso qué cantidad de color negro existe en un elemento, así como de blanco.

1.1.1 Aplicaciones

Las aplicaciones de la lógica difusa se realizan en áreas multidisciplinarias que van desde la evolución tecnológica de los electrodomésticos, hasta programas computacionales para tomar decisiones y se han extendido a diversas áreas específicas que se mencionan a continuación.

-Cámaras de video: La lógica difusa se emplea en los electrodomésticos con dos variantes: software y hardware. Las aplicaciones que contemplan el hardware incluyen el uso de tres sensores para lograr un enfoque automático del lente para captar al objeto indicado.

-Reconocimiento: En áreas de seguridad que requiere la identificación, por ejemplo, de actividad volcánica a partir del monitoreo de anomalías en líneas largas de registro, o en el reconocimiento de caracteres y en los sistemas de vigilancia de video han sido analizados y probados para ofrecer alternativas paralelas a las tradicionales, mediante el almacenamiento de conocimiento de imágenes. En el reconocimiento aplicado en cámaras de vigilancia se emplea conocimiento de expertos o aprendido a partir de imágenes previamente grabadas, para determinar mediante la función de asociación cuáles píxeles agrupados en una zona pertenecen a un objeto.

-Controladores: De la misma manera, la lógica difusa se aplica a través de controladores difusos para la calidad del agua, los sistemas de operación automática de trenes, los sistemas automáticos de operación de contenedores, los elevadores, los reactores nucleares, las transmisiones de automóviles y las computadoras, por mencionar diversos ejemplos interesantes.

-Uso de lógica difusa en los sistemas de control: 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.

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.

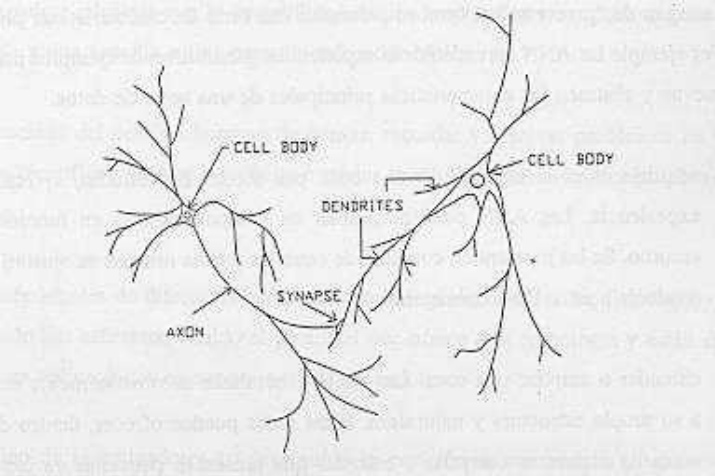
Es muy importante tener presente el hecho de que los controles difusos se basan en reglas de control empíricas, ya que el objetivo de esta sección es esbozar de una manera generalizada la lógica difusa. El modelado difuso es un método para describir las características de un sistema usando reglas de 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.

1.2 REDES NEURONALES

1.2.1 Redes Neuronales Cerebrales

La neurona es la unidad fundamental del sistema nervioso y en particular del cerebro. Cada neurona es una unidad procesadora que recibe y combina señales desde y hacia otras neuronas. Si la combinación de entradas es suficientemente fuerte la salida de la neurona se activa. La Figura 2 muestra las partes que constituyen una neurona.

Figura 2. Partes de una Neurona



Fuente: Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones, Xabier Basogain, pag 3

El cerebro consiste en uno o varios billones de neuronas interconectadas. El axón (salida) de la neurona se ramifica y está conectada a las dendritas (entradas) de otras neuronas a través de uniones llamadas sinapsis. La eficacia de la sinapsis es modificable durante el proceso de aprendizaje de la red.

1.2.2 Redes Neuronales Artificiales

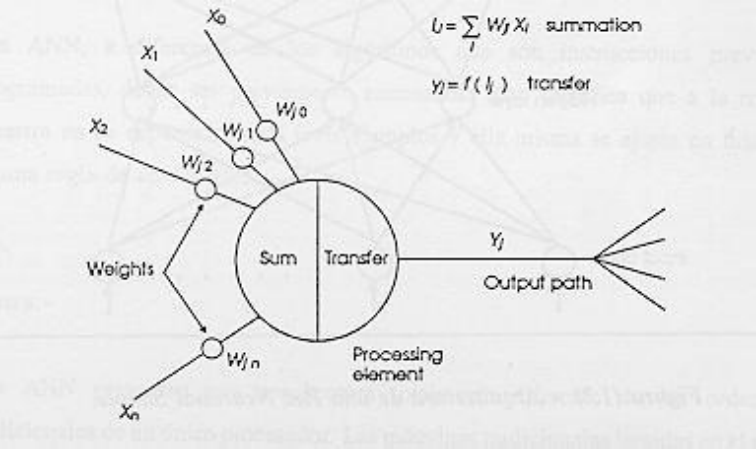
Las redes neurales artificiales son aproximadores no lineales a la forma en que funciona el cerebro; por lo tanto no deben compararse directamente con el cerebro ni confundir los principios que fundamentan el funcionamiento de las RNA y el cerebro, ni pensar que las RN se basan únicamente en las redes biológicas ya que sólo emulan en una parte muy simple el funcionamiento del cerebro humano. Además se debe considerar que las redes biológicas son generadoras de procesos neurobiológicos en que se establecen relaciones de complejidad muy alta, las cuales no se puede lograr con redes monocapas ni con redes multicapas. Desde el punto de vista matemático las RNA pueden estudiarse como aproximadores universales.

En las RNA, la unidad análoga a la neurona biológica es el elemento procesador, PE (por sus siglas en ingres “Process Element”), el cual tiene varias entradas y las combina, normalmente con una suma básica. La suma de las entradas es

modificada por una función de transferencia y el valor de la salida de esta función se pasa directamente a la salida del elemento procesador, la cual se puede conectar a las entradas de otras neuronas artificiales mediante conexiones ponderadas correspondientes a la eficacia de la sinapsis de las conexiones neuronales.

La Figura 3, representa un elemento procesador de una red neuronal artificial implementada en un ordenador.

Figura 3. - Diagrama de una Neurona Artificial (PE).

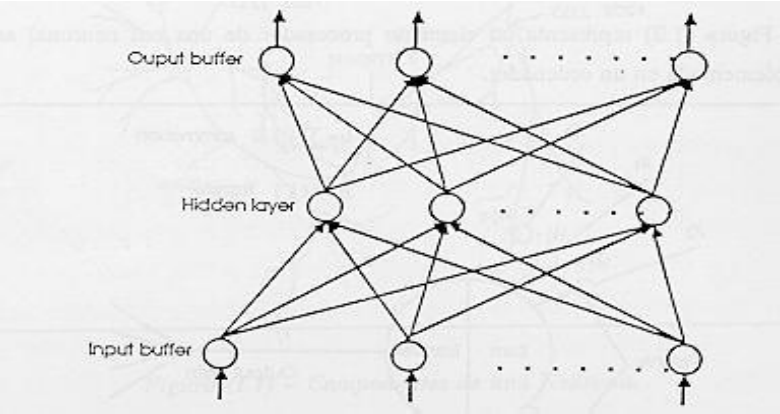


Fuente: Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones, Xabier Basogain, pag 3

En síntesis una red neuronal consiste en un conjunto de unidades elementales PE conectadas de una forma específica. El interés de las RNA no reside solamente en el modelo del elemento PE sino en las formas en que se conectan estos elementos.

Generalmente los PE están organizados en grupos llamados niveles o capas. Una red normal es una secuencia de capas con conexiones entre capas consecutivas. Existen dos capas con conexiones con el mundo exterior. Una capa de entrada, buffer de entrada, donde se presentan los datos a la red, y una capa buffer de salida que mantiene la respuesta de la red a una entrada. El resto de las capas reciben el nombre de capas ocultas. La Figura 4 muestra el aspecto de una Red Neuronal Artificial.

Figura 4. Arquitectura de una Red Neuronal Simple



Fuente: Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones, Xabier Basogain, pag 4

1.2.2.1 Historia de las RNA

Conseguir diseñar y construir máquinas capaces de realizar procesos con cierta inteligencia ha sido uno de los principales objetivos de los científicos a lo largo de la historia. De los intentos realizados en este sentido se han llegado a definir las líneas fundamentales para la obtención de máquinas inteligentes: En un principio los esfuerzos estuvieron dirigidos a la obtención de **autómatas**, en el sentido de máquinas que realizaran, con más o menos éxito, alguna función típica de los seres humanos. Hoy en día se continúa estudiando en ésta misma línea, con resultados sorprendentes, existen maneras de realizar procesos similares a los inteligentes y que podemos encuadrar dentro de la llamada Inteligencia Artificial (IA).

La otra línea de la investigación ha tratado de aplicar principios físicos que rigen en la naturaleza para obtener máquinas que realicen trabajos pesados en nuestro lugar. De igual manera se puede pensar respecto a la forma y capacidad de razonamiento humano; se puede intentar obtener máquinas con esta capacidad basadas en el mismo principio de funcionamiento.

No se trata de construir máquinas que compitan con los seres humanos, sino que realicen ciertas tareas de rango intelectual con que ayudarle, principio básico de la Inteligencia Artificial.

Se podría considerar que unos de los primeros pasos hacia la IA fueron dados hace mucho tiempo por Platón (427-347 a.C.) y Aristóteles (348-422 a.C.) cuando se dispuso a explicar y codificar ciertos estilos de razonamiento deductivo que él llamó silogismos. Las mismas ideas también las mantuvieron Descartes (1569-1650) y los filósofos empiristas del siglo XVIII.

La clase de las llamadas máquinas cibernéticas, a la cual la computación neuronal pertenece, tiene más historia de la que se cree: Herón (100 mA.) construyó un autómata hidráulico. Otro intento sería 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.[5]

1936 - Alan Turing. Fue el primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación. Sin embargo, los primeros teóricos que concibieron los fundamentos de la computación neuronal fueron Warren McCulloch, un neurofisiólogo, y Walter Pitts, un matemático, quienes, en 1943, lanzaron una teoría acerca de la forma de trabajar de las neuronas (Un Cálculo Lógico de la Inminente Idea de la Actividad Nerviosa - Boletín de Matemática Biofísica 5: 115-133). Ellos modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos.

1949 - Donald Hebb. Escribió un importante libro: La organización del comportamiento, en el que se establece una conexión entre psicología y fisiología. Fue el primero en explicar los procesos del aprendizaje (que es el elemento básico de la inteligencia humana) desde un punto de vista psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. Aun hoy, este es el fundamento de la mayoría de las funciones de aprendizaje que pueden hallarse en una red neuronal. Su idea fue que el aprendizaje ocurría cuando ciertos cambios en una neurona eran activados. También intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa. Los trabajos de Hebb formaron las bases de la Teoría de las Redes Neuronales.

1950 - Karl Lashley. En sus series de ensayos, encontró que la información no era almacenada en forma centralizada en el cerebro sino que era distribuida encima de él.

1956 - Congreso de Dartmouth. Este Congreso frecuentemente se menciona para indicar el nacimiento de la inteligencia artificial.

[5] Inteligencia Artificial, Pedro Ponce Cruz, pág. 1.

1957 - Frank Rosenblatt. Comenzó el desarrollo del Perceptrón. Esta es la red neuronal más antigua; utilizándose hoy en día para aplicación como reconocedor de patrones. Este modelo era capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado anteriormente. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, por ejemplo, su incapacidad para resolver el problema de la función OR-exclusiva y, en general, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente. En 1959, escribió el libro Principios de Neurodinámica, en el que confirmó que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón convergía hacia un estado finito (Teorema de Convergencia del Perceptrón).

1960 - Bernard Widrow/Marcial Hoff. Desarrollaron el modelo Adaline (ADAptative LINear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real (filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) que se ha utilizado comercialmente durante varias décadas.

1961 - Karl Steinbeck: Die Lernmatrix. Red neuronal para simples realizaciones técnicas (memoria asociativa).

1967 - Stephen Grossberg. A partir de sus conocimientos fisiológicos, ha escrito numerosos libros y desarrollado modelo de redes neuronales. Realizó una red: Avalancha, que consistía en elementos discretos con actividad que varía en el tiempo que satisface ecuaciones diferenciales continuas, para resolver actividades como reconocimiento continúo de habla y aprendizaje de los brazos de un robot.

1969 - Marvin Minsky/Seymour Papert. En este año surgieron críticas que frenaron, hasta 1982, el crecimiento que estaban experimentando las investigaciones sobre redes neuronales. Minsky y Papera, del Instituto Tecnológico de Massachussets (MIT), publicaron un libro Perceptrons. Probaron (matemáticamente) que el Perceptrón no era capaz de resolver problemas relativamente fáciles, tales como el aprendizaje de una función no-lineal. Esto demostró que el Perceptrón era muy débil, dado que las funciones no-lineales son extensamente empleadas en computación y en los problemas del mundo real. A pesar del libro, algunos investigadores continuaron su trabajo. Tal fue el caso de James Anderson, que desarrolló un modelo lineal, llamado Asociador Lineal, que consistía en unos elementos integradores lineales (neuronas) que sumaban sus entradas. Este modelo se basa en el principio de que las conexiones entre neuronas son reforzadas cada vez que son activadas. Anderson diseñó una potente extensión del Asociador Lineal, llamada Brain State in a Box (BSB).

1974 - Paul Werbos. Desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation); cuyo significado quedó definitivamente aclarado en 1985.

1977 - Stephen Grossberg. Teoría de Resonancia Adaptada (TRA). La Teoría de Resonancia Adaptada es una arquitectura de red que se diferencia de todas las demás previamente inventadas. La misma simula otras habilidades del cerebro: memoria a largo y corto plazo.

1977 - Teuvo Kohonen. Ingeniero electrónico de la Universidad de Helsinki, desarrolló un modelo similar al de Anderson, pero independientemente. 1980 - Kunihiko Fukushima. Desarrolló un modelo neuronal para el reconocimiento de patrones visuales.

1985 - John Hopfield. Provocó el renacimiento de las redes neuronales con su libro: "Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización."

1986 - David Rumelhart/G. Hinton. Redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation).

A partir de 1986, el panorama fue alentador con respecto a las investigaciones y el desarrollo de las redes neuronales. En la actualidad, son numerosos los trabajos que se realizan y publican cada año, las aplicaciones nuevas que surgen (sobre todo en el área de control) y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto hardware como software (sobre todo para simulación).

La Ingeniería siempre busca la mejora continua, las nuevas investigaciones de cómo lograr reducir tiempo en la trasformación de materia prima, mantenimiento de equipos y máquinas, disminuir costos de producción, sostenibilidad. Están para aumentar la productividad, para generar mejores ganancias a los accionistas y clientes.

En los últimos años la Inteligencia Artificial ha tomado la delantera y en muchos sectores de la industria se han implementado mejoras haciendo usos de este método, esto con la automatización para mejorar los procesos.

Hoy en día los métodos de la Inteligencia Artificial (IA) están siendo utilizados en la cotidianidad, la mayoría de teléfonos inteligentes, las neveras, las cámaras de

video, los sensores de reconocimiento, los carros, no es extraño escuchar el término de casas inteligentes. En la actualidad la Inteligencia Artificial tiene un gran auge y muchos investigadores se encuentran estudiando nuevas alternativas en el área. Lo que se quiere al hacer uso de cada uno de estos métodos en la ingeniería es resolver los problemas, no sólo de una manera ingeniosa, sino tener las mejores, asertivas y adecuadas soluciones. (Garavito & Meneses, 2014)

Según una definición de los años cincuenta, la inteligencia artificial consistía en que las máquinas iban a responder a los problemas por entonces "reservados a los humanos". Eso es ya una realidad y Microsoft cuenta con ejemplos concretos para demostrarlo, aunque sus ejecutivos insisten en que el camino todavía por recorrer es muy largo. (EFE, EL TIEMPO 2010)

En el 2014 Microsoft lanzó la primera asistente personal digital llamada Cortana, la cual ha recibido 18.000 millones de tareas de 145 millones de usuarios. Mary Bellard, arquitecta senior de accesibilidad, quien explica cómo funciona la aplicación gratuita Seeing AI de Microsoft, diseñada para personas con problemas de visión y por ahora solo disponible en el sistema operativo iOS (Apple). Con esta aplicación los teléfonos móviles pueden leer el menú de un restaurante, decirle al usuario cómo es la persona que se acerca y de qué ánimo está o qué contiene una lata y cuál es el número de una puerta.

Kate Kelly dice que "La AI es una gran cosa. Aplicaciones que aprenden del usuario, ahí es hacia dónde va el futuro", subraya el brasileño Rico Malvar, jefe científico e ingeniero distinguido de Microsoft Research. (EFE, EL TIEMPO 2010)
El libro Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstruture of Cognition publicado en 1986 Mc Clelland y Rumelhart. Este se considera un clásico en el área de redes neurales y se puede decir que su aparición significó un nuevo impulso a la investigación al mostrar las ventajas y desventajas de las redes neurales artificiales (RNA).

Algunas ventajas de las RNA frente a otros sistemas de procesamiento de información son:

- Las RNA pueden sintetizar algoritmos a través de un proceso de aprendizaje.
- Para utilizar la tecnología neural no es necesario conocer los detalles matemáticos. Sólo se requiere estar familiarizado con los datos del trabajo.
- La solución de problemas no lineales es uno de los fuertes de las RNA.

• Las RNA son robustas, pueden fallar algunos elementos de procesamiento, pero la red continúa trabajando; esto es contrario a lo que sucede en programación tradicional.

Las desventajas de las redes neurales son:

• Las RNA se deben entrenar para cada problema. Además, es necesario realizar múltiples pruebas para determinar la arquitectura adecuada. El entrenamiento es largo y puede consumir varias horas de la computadora (CPU).
• Debido a que las redes se entrenan en lugar de programarlas, éstas necesitan muchos datos.
• Las RNA representan un aspecto complejo para un observador externo que desee realizar cambios. Para añadir nuevo conocimiento es necesario cambiar las iteraciones entre muchas unidades para que su efecto unifi cado sintetice este conocimiento. Para un problema de tamaño considerable es imposible hacer esto manualmente, por lo tanto, una red con representación distribuida debe emplear algún esquema de aprendizaje.

1.2.2.2 Aplicaciones de las RNA

Algunas áreas donde se aplican son:
• Automóviles: Sistemas de piloto automático. Detección de fallas por reconocimiento externo de vibraciones.

• Bancos: Lectura de cheques y otros documentos. Evaluación de aplicaciones de créditos.

• Electrónica: Predicción de secuencia de códigos. Distribución de elementos en CI. Control de procesos. Análisis de fallas. Visión artificial. Reconocimiento de voz.

• Finanzas: Tasación real de los bienes. Asesoría de préstamos. Previsión en la evolución de precios. Seguimiento de hipotecas. Análisis de uso de línea de crédito. Evaluación del riesgo en créditos. Identificación de falsificaciones. Interpretación y reconocimiento de firmas.

• Manufactura: Control de la producción y del proceso. Análisis y diseño de productos. Diagnóstico de fallas en el proceso y maquinarias. Identificación de

partículas en tiempo real. Inspección de calidad mediante sistemas visuales. Análisis de mantenimiento de máquinas.

• Medicina: Análisis de células portadoras de cáncer mamario. Análisis de electroencefalograma y de electrocardiograma. Reconocimiento de infartos mediante ECG. Diseño de prótesis. Optimización en tiempos de trasplante. Reducción de gastos hospitalarios.

• Robótica: Control dinámico de trayectoria. Robots elevadores. Controladores. Sistemas ópticos.

• Seguridad: Códigos de seguridad adaptivos. Criptografía. Reconocimiento de huellas digitales.

• Telecomunicaciones: Compresión de datos e imágenes. Automatización de servicios de información. Traslación en tiempo real de lenguaje hablado.

• Transporte: Diagnóstico de frenos en camiones. Sistemas de ruteo y seguimiento de flotas.

• Voz: Reconocimiento de voz. Compresión de voz. Clasificación de vocales. Transformación de texto escrito a voz.

1.3 ALGORITMOS GENETICOS

Un algoritmo genético (AG) es una técnica de búsqueda iterativa inspirada en los principios de selección natural. Los AG no buscan modelar la evolución biológica sino derivar estrategias de optimización. El concepto se basa en la generación de poblaciones de individuos mediante la reproducción de los padres.

Los AG parten de la premisa de emplear la evolución natural como un procedimiento de optimización que se caracteriza por tener operaciones básicas que son:

• Selección
• Cruzamiento
• Mutación

Durante el curso de la evolución, los genes con evolución lenta fueron emplazados por genes con mejor estrategia evolutiva. Por lo tanto, se esperan estrategias altamente eficientes en la fauna y la flora modernas.

Muchos problemas tiene funciones objetivo complejas y la optimización tiende a finalizar en mínimos/máximos locales. La idea de los AG es optimizar (hallar el máximo o mínimo) una función objetivo utilizando los principios de la selección natural sobre los parámetros de la función.

La primera idea surgió en la tesis de J. D. Bagley, “El funcionamiento de los sistemas adaptables empleando algoritmos genéticos y correlativos”, en 1967. Dicha tesis influyó decisivamente en J. H. Holland, quien se puede considerar como el pionero de los algoritmos genéticos.

1.4 SISTEMAS NEURO-FUZZY

Las Redes Neuronales pueden operar si el problema es expresado por una cantidad suficiente de ejemplos, estos ejemplos son usados para entrenar la caja negra. Por un lado no se necesita conocimiento previo del problema, sin embargo, no es fácil extraer las reglas de esta estructura. Por el contrario, un sistema Fuzzy demanda reglas lingüísticas en vez de ejemplos para el aprendizaje, como conocimiento previo. Además las variables de entrada y de salida deben ser descritas lingüísticamente. Si el conocimiento es incompleto, erróneo o contradictorio, el sistema Fuzzy debe ser sintonizado. Si no hay un método formal para esta sintonización, usualmente es realizada en forma heurística. Esto generalmente consume tiempo y propenso al error.

Es deseable para los sistemas Fuzzy tener un proceso adaptación automática el cual sea comparable con el proceso de las Redes Neuronales. La combinación de ambas técnicas debe unir sus ventajas y excluir sus desventajas. La finalidad de los sistemas Neuro-Fuzzy es generar mecanismos de valoración que pueden ser interpretados en forma de reglas lingüísticas (SI-ENTONCES) y estar en capacidad de usar reglas basadas en el conocimiento previo, para que así el aprendizaje no tenga que empezar desde cero. Las ventajas de estos sistemas es que permiten acortar el tiempo de aprendizaje al poder incorporar “Conocimiento Previo” que posee un ser humano sobre una situación específica. (Garavito & Meneses, 2014).

1.5 RNA PARA DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS

La aplicación de redes neuronales en el diagnóstico de fallos tiene dos etapas. La etapa uno corresponde al proceso de entrenamiento, durante la cual los patrones de entrenamiento son suministrados a la red con el fin de que realice los cálculos o ajuste de algunos de sus parámetros. La etapa dos es el proceso de prueba, durante la cual se entrega un patrón de datos desconocido con el fin de verificar si la salida entregada por la red corresponde a la salida esperada.[6]

Las RNA han sido ampliamente utilizadas en tareas de identificación y diagnóstico de fallas dadas sus capacidades de aproximar cualquier función multivariada lineal o no lineal, a partir de datos. Existen dos técnicas principales, la primera hace uso de un modelo de regresión del proceso, para luego ser comparado con el proceso real sin fallas y obtener un residuo; y las técnicas que modelan directamente los datos de salida tanto para condiciones de operación normal como anormal, la es orientada a datos.7

La detección de fallas es un factor bastante importante en el área de la ingeniería. Y dicho análisis se ha determinado bajo el concepto de MSA. El cual consiste en tener una rápida detección, un diagnóstico y su correspondiente acción correctiva en el proceso. La detección y diagnóstico de una falla temprana puede contribuir en la prevención de alguna consecuencia más grave que pueda dañar el proceso de producción. Por esta razón existe un gran interés en este campo tanto en las prácticas industriales como en la investigación académica.

Los dispositivos tecnológicos usados en la actualidad poseen sofisticados sistemas de control de procesos. El gran problema de este tipo de sistemas se presenta cuando se origina alguna falla en los componentes del proceso. Po ello, es indispensable desarrollar sistemas capaces de detectar problemas y corregirlos para mejorar la efectividad y confiabilidad del proceso en cualquier planta productiva.

Aunque el manejo de operarios antiguos en plantas genere algo de confianza, se ha demostrado que diariamente se generan bastantes errores durante el proceso de producción debido a que los operarios toman sus propias decisiones basados

[6] CADENA Juan; PEREZ Sandra. Aplicación de redes neuronales probabilísticas en la detección de fallas incipientes en transformadores. En: Scientia et Technica Año XIV, No 39, Sep. 2008. Pag 48-53

[7] Hurtado-Cortés, L. L., Villarreal-López E., & Villarreal-López, L. Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte. DYNA 83 (199) pp. 19-28, 2016

en su criterio y sin tener en cuenta los factores reales que están afectando en el mismo instante a la planta.

La solución definitiva a este tipo de problema se encuentra en la detección y el diagnóstico de fallas. 8

Las fallas es un estado durante cualquier proceso capaz de generar una interrupción que cambie su estado inicial óptimo por uno desfavorable que limite de manera total o parcial su funcionamiento.9

Las fallas se pueden clasificar de la siguiente forma:

- Falla Parcial: Es aquella que disminuye la capacidad máxima de producción de una máquina, pero no detiene su proceso. Se puede aplicar también a la confiabilidad del proceso ejecutado por la máquina.
- Falla Intermitente: Corresponde a las fallas que resultan de un sobreesfuerzo en el proceso de producción y luego desaparecen cuando se normaliza la solicitud de trabajo.
- Falla Total: Son aquellas que interrumpen totalmente la función del equipo y lo obliga a una reparación.
- Fallas catastróficas: Es aquella que interrumpe de manera total el funcionamiento de la máquina y que además puede demorarse en ser solucionada o genera para la empresa un gasto fuera del presupuesto de la empresa.
- Falla de Apariencia: Son las que están relacionadas con el aspecto exterior de la máquina y no intervienen con el proceso de producción. Ejemplo: Pintura.

1.5.1 Tipos de Detección de Fallas

Lo métodos de diagnóstico de fallas se basan en la comparación de variables establecidas que dan una idea de cómo debe transcurrir un proceso de producción. En algunos casos se utilizan sensores para realizar dicha medición.

---

[8] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, K. Yin, and S. Kavuri. A rewiew of process fault detection and diagnosis: Quantitative model-based methods. Computers and Chemical Engineering, 272:293/311, 2003c.

[9] Chacón, L (2012).Las Fallas. [Documento en línea] Consultado el 19 de abril de 2015 en: http://es.slideshare.net/avanzado2/5-las-fallas.

La detección por medio de redes neuronales busca extraer las señales precedentes del proceso. Para que resulte debe tenerse un conocimiento claro entre las señales y las posibles fallas que se pueden generar.

Las Redes Neuronales están compuestas por un sistema que procesa la información por un gran número de neuronas o elementos de procesamiento que están conectados entre sí a través de canales de comunicación. Las Redes Neuronales permiten desarrollar sistemas que resuelvan problemas complejos cuya formalización matemática es sumamente difícil. Esto se logra gracias a los principios de funcionamiento de las RNA.

Algunos puntos importantes del principio de su funcionamiento son (Venkatasubramanian et al. (2003b)): ¨ [17]

- Rapidez de detección: El sistema de redes tiene que responder rápidamente detectando y diagnosticando cualquier anormalidad en el sistema. Sin embargo, es importante tener en cuenta que no siempre la sensibilidad de un sistema puede contribuir teniendo en cuenta los eventos de ruido en el sistema que podrían generar falsas alarmas.
- Aislamiento: Es la habilidad del sistema de diagnóstico de distinguir entre diferentes fallas.
- Robustez: El sistema debe ser estable, lo suficiente para soportar ruidos en el sistema y al tiempo tener efectividad al detectar pequeñas fallas.
- Identificación de novedades: Un factor importante en un sistema de detección es que pueda tener la capacidad de evaluar el estado actual del sistema, comparándolo con el estándar normal del funcionamiento, identificando la falla y si es desconocida clasificarla para poder darle prioridad dentro de una escala.
- Adaptabilidad: El sistema debería tener la capacidad de poderse adaptar a factores como el ruido y también a factores como demanda de producción.
- Facilidad de explicación: Además de la identificación de fallas, el sistema debe tener la capacidad de dar una explicación del origen de la falla y dar además sus propias recomendaciones para que el operario proceda evaluando y actuando frente a la situación según su experiencia.
- Requerimientos de modelado: Para un rápido y fácil funcionamiento de los sistemas en tiempo real el esfuerzo de modelado debería ser lo mínimo posible.
- Requerimiento de almacenamiento y cómputo: Generalmente, las soluciones en tiempo real requieren algoritmos e implementaciones poco complejas, pero pueden exigir grandes requisitos de almacenamiento. Un

sistema de diagnóstico debe poseer un buen balance entre estos dos requerimientos.

- Identificación de fallas múltiples: el sistema debería identificar si en el momento hay fallas múltiples y aislarlas.

Las redes neuronales pueden aprender de experiencias que son provistas como entrada y salida de la red sin necesidad de expresar la relación exacta entre la entrada y la salida, éstas pueden generalizar la experiencia aprendida y obtener la salida correcta cuando nuevas situaciones son encontradas.

En [10] se plantea un sistema detección de fallas a sistemas mecánicos como transmisiones, engranajes y rodamientos. El esquema procesa las señales de vibración y a partir de desviaciones de falla estándar se crea una red neuronal para las posibles fallas que se puedan presentar en el sistema.[10]

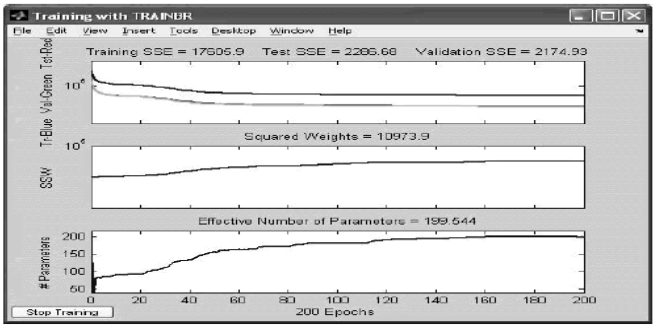
Otras áreas en donde se ha visto reflejado el uso de diagnóstico de fallas por redes neuronales es en las fallas eléctricas en líneas de transmisión de alto voltaje, debido a la variabilidad de las diferentes fallas y la necesidad de atenderlas inmediatamente por la necesidad de restablecer la red eléctrica lo más pronto posible.

En [11] se propone el uso de una red neuronal con aprendizaje por regulación bayesiana y finalización de registros de osciloperturbografía. Como muestra la figura 5, acerca de la evolución de la calibración de la red después de haber encontrado las fallas recurrentes.[11]

[10] Sadeghi, M., Rafiee, J., Arvani, F. and Harifi, A., A Fault detection and identification system for gearboxes using neural networks, in International Conference on Neural Networks and Brain, ICNNB'05, 2, pp. 964-969, 2005. DOI: 10.1109/ICNNB.2005.1614780.

[11] Calderón, Jhon Albeiro; Cadavid, Julian Moreno; Ovalle, Demetrio Arturo. DYNA, Volumen 75, Número 156, p. 99-107, 2008. ISSN electrónico 2346-2183. ISSN impreso 0012-7353. Red neuronal para la clasificación de fallas en líneas de transmisión a partir de registros de osciloperturbografía.

Figura 5. Evolución de la calibración de la red

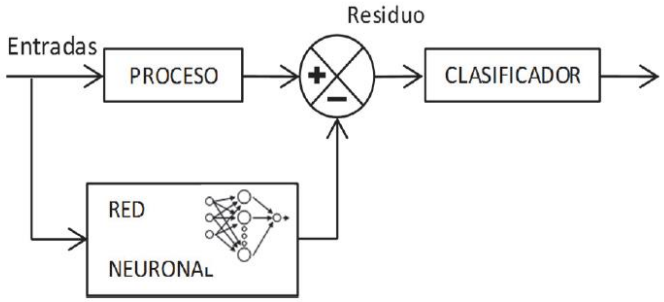


Fuente: Red neuronal para la clasificación de fallas en líneas de transmisión a partir de registros de Osciloperturbografía, Calderón, Cadavid y Villareal DYNA, Volumen 75, Número 156, p. 99-107, 2008. ISSN electrónico 2346-2183. ISSN impreso 0012-7353.

En [12] se asigna un programa de detección de fallas a una electroválvula a partir de los parámetros de operación de producción. Dichos datos conforman un vector de entrenamiento para una red neuronal retroalimentada. El sistema tiene como objetivo descubrir parámetros antes de que se presente alguna falla. [12]

1.5.2 Generación de Residuos

Figura 6. Esquema de un sistema generador de residuos a partir de RNA



Fuente: Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte Hurtado, Villarreal, & Villarreal, Pág. 20, 2016

[12] Karpenko, M. and Sepehri, N., A neural network based fault detection and identification scheme for pneumatic process control valves, in 2001 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1, pp. 93-98, 2001. DOI: 10.1109/ICSMC.2001.969794.

La generación de residuos son los que representan cambios o discrepancias en el proceso y se obtienen a partir de variables o parámetros del mismo. Para poder obtener dichos residuos, los datos medidos del proceso se comparan con los obtenidos como aquellos que representan las condiciones normales de funcionamiento considerando que las entradas conocidas son las mismas que en un proceso real.

(Hurtado, 2016) Plantea un esquema general de un sistema de generación de residuos con RNA, puede verse en la Fig. 6, donde se tiene un modelo del proceso ejecutándose paralelamente con el proceso real. Las salidas son comparadas y a partir de las características de sus diferencias es posible estimar la presencia de una falla.[13]

1.5.3 Evaluación de Residuos

Los residuos consisten en la diferencia entre un proceso real y un modelo de su funcionamiento en condiciones normales. Por ejemplo, en vez de que un sistema tenga muchos sensores iguales distribuidos en diferentes áreas. Se implementa mediante redes neuronales modelos de los componentes y así en general múltiples fallas en el sistema.

1.5.4 Diagnósticos de fallas de Fuzzy y Neurofuzzy

Los sistemas que contienen redes neuronales, lógica Fuzzy, Algoritmos genéticos y sistemas expertos proporcionan los métodos más eficientes para resolver una gran cantidad de problemas. Las redes neuronales, por ejemplo, tienen la capacidad de “aprender”. Uno de los sistemas nombrados inicialmente son las Neuro Fuzzy, que están conformados por redes neuronales artificiales y las técnicas Fuzzy.

Como se mencionó antes, las redes neuronales tienen ventajas como adaptación, aprendizaje, tolerancia a fallas, paralelismo, generación…etc. y la lógica Fuzzy da las respuestas con respecto a la incertidumbre de fallas. Por lo anterior se puede

[13] Hurtado-Cortés L. L., Villarreal-López E., & Villarreal-López L., op. cit, p.20

decir que las redes neuronales son usadas para representar los sistemas Fuzzy, los cuales están encargados de la toma de decisiones.

Aunque la lógica Fuzzy puede simplificar procesos usualmente toma mucho tiempo su programación. Por eso el mejor complemento son las redes neuronales, ya que pueden automatizar este proceso y reducir sustancialmente el tiempo y costo de desarrollo al mejorar el desempeño del modelo.

Aparentemente las redes neuronales y la lógica Fuzzy son compatibles, pero al momento de ponerlo en práctica cada uno tiene sus ventajas y desventajas, porque en las redes el conocimiento se adquiere automáticamente, pero el proceso de aprendizaje es lento. Al buscar simplificar el proceso no es posible integrar la información especial sobre el problema, ni extraer el conocimiento estructural de la misma.

La adquisición de conocimiento de los sistemas Fuzzy es difícil y además los aspectos de cada variable tienen que ser dividido en intervalos, por lo que sus aplicaciones se restringen a casos en donde se tiene un conocimiento pleno del funcionamiento del proceso y las variables que afectan vienen en cantidades pequeñas. Para superar el problema de la adquisición del conocimiento, las redes neuronales son extendidas para extraer automáticamente las reglas Fuzzy de los datos numéricos. A continuación se mencionan algunos usos de aplicaciones FUZZY y NEURO-FUZZY:

En el caso [14], Se construye un sistema automático de clasificación del campo visual (CV) basado en reglas Fuzzy, como herramienta de ayuda de un glaucoma. En el proceso se analizan 212 perimetrías blanco-blanco (OCTUPUS 123 programa G1X) correspondientes a 61 controles y 151 glaucomatosos (incipientes 49,0%, moderados 29,1% y avanzados 21,9%) de 198 pacientes. Criterios de inclusión (glaucomatosos): Agudeza visual >0,5, PIO <20 mm Hg (con tratamiento), refracción (<5D y experiencia perimétrica previa. Criterios de exclusión: mióticos, otra patología ocular que pudiera afectar la realización de la perimetría; Controles: Agudeza visual >0,5 sin patología ocular salvo defectos de refracción (refracción (5D).[14]

[14] García-feijoó J, Carmona Suárez E, Gallardo lm, González Hernández M, Fernández Vidal a, González de la Rosa M, Mira Mira J, García Sánchez J., Desarrollo de un sistema automático de discriminación del campo visual glaucomatoso basado en un clasificador neuro-fuzzy. Disponible en: http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0365-66912002001200006

Se utilizaron como características de entrada los defectos medios, calculados en áreas específicas del CV, se obtuvieron cinco reglas que arrojaron unos valores de sensibilidad y especificidad del 96,0% y 93,4%, respectivamente. Del análisis se concluye que la aplicación de técnicas neuro-Fuzzy en la discriminación de campos visuales normales y glaucomatosos ofrece resultados muy competitivos frente a técnicas ya utilizadas en esta tarea (análisis discriminante y redes neuronales).

Podemos observar que en el caso [15] se expone lo bueno de implementar el modelo neuro difuso ANFIS y las redes neuronales para la predicción de caudales en la cuenca de Bogotá, en la ciudad de Villapinzón. En este documento se desarrolla e implementa el modelo ANFIS y se evalúan los cambios al variar el número de entradas y el número y tipo de conjuntos difusos. [15]

Las redes neuronales poseen flexibilidad para adaptarse a cambios que se presenten en el entorno así que para implementar este tipo de modelo siempre es mejor ingresar la mayor cantidad de información posible, para así tener más probabilidades de detección de fallas. Es necesario implementar un sistema que sea robusto, pero que identifique plenamente la mayor cantidad de variables. Además, también se recomienda diseñar estructuras sencillas compuestas con entradas y salidas claras.

[15] Vargas, Ernesto., Neira. Nelson., Quintero, Virgilio. Aplicación del modelo neuro difuso ANFIS vs Redes Neuronales, al problema predictivo de caudales medios mensuales del rio Bogotá en Villapinzón., Clasificación del equipo de investigación (Conciencias). Fecha de Aceptación: 3 agosto del 2010.Revista Tecnura, Volumen 14, Numero 27, pag 18 -29.

2. DESCRIPCIÓN DEL EQUIPO DE CONTROL DE PROCESO TERMICO AMATROL T5553

Para la realización de esta etapa se tomó como base la información y las guías del fabricante entregadas a la universidad las cuales descansan en el laboratorio de electrónica, la información directa disponible en la WEB del fabricante http://www.amatrol.com/coursepage/temperature-process-control-training/ y la información adicional encontrada en libros y bases de datos.

Los sistemas de control son sistemas donde se controlan las magnitudes de una planta a través de un sistema de control dotado de la instrumentación necesaria para dicha tarea, su aplicación está presente en todos los campos de la industria como por ejemplo la industria farmacéutica, la industria manufacturera, la industria química, la industria petrolera etc.

La T5553 es una planta de control de proceso de temperatura del fabricante Americano Amatrol[16], permite a los estudiantes estudiar y practicar la calibración, ajuste, instalación, operación y ajuste de sistemas de control de procesos térmicos en aplicaciones industriales. Los sistemas de control de procesos proporcionan un control preciso de líquidos y gases en una amplia variedad de aplicaciones industriales, incluido el procesamiento de alimentos, la fabricación de productos químicos y la biotecnología.

El simulador de control de proceso T5553 incluye una estación de trabajo de acero soldado con componentes de calidad industrial, montados y conectados en dos circuitos de flujo de agua, un ciclo de proceso (agua fría) y un circuito de calefacción para controlar la temperatura del agua que fluye en el ciclo del proceso. Todos los componentes eléctricos están conectados al panel de control para permitir a los estudiantes medir las señales y conectar los dispositivos en una amplia variedad de configuraciones de control, incluido el control PID, control de encendido/apagado y control manual. El panel de control consta de varias estaciones con conexiones tipo banana para una fácil conexión eléctrica entre los elementos de control. Dicha planta está diseñada para que los estudiantes aprendan a calibrar, ajustar, operar y conectar los sistemas de control en procesos industriales, para esto cuenta con 12 guías de laboratorio suministradas por el fabricante. La figura 7 muestra la planta en mención.

[16] [Citado el 25 de Julio de 2017] Disponible en <http://www.amatrol.com/coursepage/temperature-process-control-training/>

Figura 7. Planta de control de nivel y flujo Amatrol T5553



Fuente: guía Amatrol Installation guide for t5553-bd thermal process control learning system

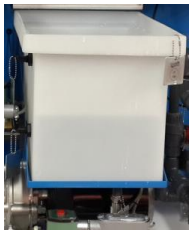
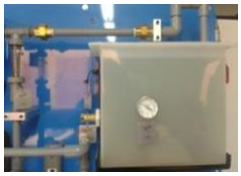
El simulador de control de proceso de temperatura T5553 enseña instrumentación de proceso usando componentes del mundo real, permitiendo a los estudiantes observar lo que está sucediendo dentro del sistema y comprender más claramente los efectos de las perturbaciones externas y sus propios ajustes. Algunos de estos componentes incluyen una enfriadora, que usa refrigeración mecánica para enfriar el fluido de proceso y proporciona un rango de temperatura mucho más amplio que el enfriamiento por aire; tres tipos de sensores de temperatura: termocupla, termistor y RTD; una red de circuito de calentamiento; y una estación de interfaz de operador.

La tabla 2 muestra la lista detallada de los elementos que componen la planta de proceso térmico Amatrol T5553.

Tabla 2. Elementos del sistema de Control Proceso Térmico T5553 Amatrol

Nombre	Fotografía	Descripción
Bomba sumergible		La bomba situada en el interior del tanque de depósito, es de tipo centrífuga y bombea agua desde el tanque de almacenamiento a la red de tuberías, conexión a 110VAC, caudal aproximado de 3 gpm... 0-20 psi
Sensor Ultrasónico		El sensor de ultrasonido proporciona una señal de Retroalimentación de 4-20mA que es proporcional al nivel del líquido en uno de los tanques. Este transductor se monta convenientemente a una distancia ajustable en la planta. Exactitud del 2%
Válvula neumática reguladora de flujo		Este actuador es necesario para realizar el control de flujo que llega a los diferentes sensores para la medición con el transmisor inteligente de flujo. Convertidor de corriente a presión de (3 a 15 psi)
Conversor I/P		Un convertidor I / P es un acondicionador de señal que recibe una señal analógica eléctrica 4-20 mA y la convierte en una señal neumática, esta señal es utilizada para controlar la válvula neumática.
Rotámetro		El rotámetro indica la velocidad de flujo a través del bucle principal proceso en una escala. También cuenta con una válvula de cierre ajustable que proporciona un medio para ajustar manualmente la velocidad máxima flujo dentro del bucle principal del proceso.
Tanque de Reactivo del Proceso Principal		Este depósito de reactivo contiene el reactivo (bisulfato de sodio), usado para bajar el pH del proceso fluidas. El depósito está conectado a la bomba depuradora con una manguera flexible. Normalmente se carga hasta 6L y se agrega Bisulfato de sodio hasta 600mL.
Bomba Depuradora		También conocida como bomba de inyección, la bomba inyecta un volumen seleccionable del reactivo en el proceso a una velocidad (frecuencia) determinada por el Flujo. Y tiene un interruptor para encender o apagar la bomba.

Bomba de Circulación		La bomba de circulación hace circular el fluido a través del bucle principal de proceso. Tubería de ½" con n flujo de hasta 6 gpm.
Válvulas solenoide		Las válvulas solenoide se encuentran, una al lado de la entrada del depósito del reactor y la otra se encuentra al lado de salida del tanque del reactor. Sirven para evitar el paso del líquido hacia el tanque en caso de que este lleno y para proteger la bomba en caso de que este vacío. 10V- 24V
Sensor de Flujo		Este es un sensor de flujo de paletas que convierte el caudal a través de la tubería principal en una señal de 4- 20mA
Válvula Proporcional		El actuador proporcional permite que la válvula de solenoide operar de manera gradual mediante una señal de 4 -20mA.
Depósito de Reactivo		Este depósito tiene el reactivo (carbonato de sodio) que neutraliza el ácido para elevar el pH del proceso. El depósito está conectado a la bomba dosificadora electrónica con mangueras, una transparente (Conduce agua) y una de color blanco (Conduce aire). 0-12L
Bomba Dosificadora electrónica		La bomba dosificadora electrónica mezcla una cantidad de reactivo con el líquido que se encuentre en el tanque de proceso inyectando una cantidad de volumen de reactivo en el depósito de reactor a una velocidad establecida por el usuario, puede ser operada manualmente o en modo automático utilizando una señal de control 4 -20mA.
pHmetro		Electrodo de pH Honeywell Durafet, es un electrodo de estado sólido que utiliza un tipo especial de transistor llamado Transistor de efecto de campo sensible a Iones (ISFET). Conectado con el electrodo hay una indicación del transmisor que muestra el nivel de pH medido por el electrodo y transmite una señal de 4-20mA que representa la medición del pH.

Tanque reactor de proceso		El tanque reactor del proceso, mantiene el fluido del proceso y permite que los reactivos se mezclen en él, incluye un agitador para mezclar el reactivo. El tanque reactor también incluye interruptores de nivel alto y bajo, así como un sensor de presión/transmisor montado en la parte inferior del tanque para medir el nivel del tanque. Capacidad del tanque 0-12L. Rango del sensor 4-20mA Interruptor de nivel off/on 0- 24V
Válvula reguladora neumática		Válvula reguladora de caudal del lazo de control de temperatura activada neumáticamente.
Intercambiador de calor		Consta de un intercambiador tanque deposito con resistencia interna de calefacción y circuito de tubería de alta temperatura rango de temperatura 23°C hasta 70°C
Unidad refrigerador		Unidad de condensación tipo axial rango de 3°C a temperatura ambiente.

Condiciones necesarias que debe tener el laboratorio para accionar la planta de trabajo Thermal Process Control System

1. Suministro de agua

2. Suministro de aire comprimido

3. Multímetro digital

4. Suministro trifásico (208 VCA, 60 Hz o 400 VCA, 50 Hz)

5. Tarjeta de Adquisición de datos TAD “Edibon Data Acquisition System/Virtual Instrumentation System”

6. Vaso de 500 mL o recipiente de tamaño equivalente para baño de hielo

7. Fuente de hielo

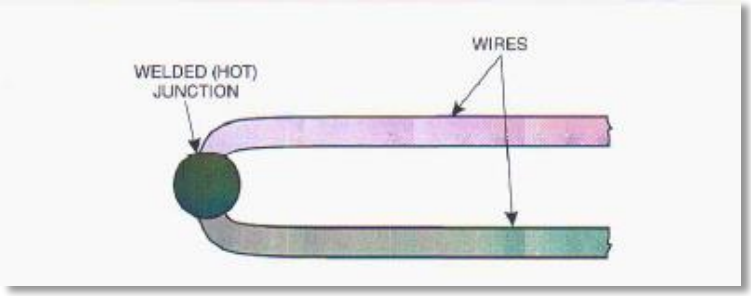
2.1 LA TERMOCUPLA

Es un sensor de temperatura formado por la unión de dos cables hechos de metales diferentes. Los termocupla se utilizan en una amplia gama de aplicaciones de temperatura cationes porque son baratos y resistentes. Las termocuplas están disponibles para medir las temperaturas desde -270 a 2300 ºC, con un grado moderado de acumulación picante, dependiendo del tipo de termocupla.

2.1.1 Operación de la termocupla

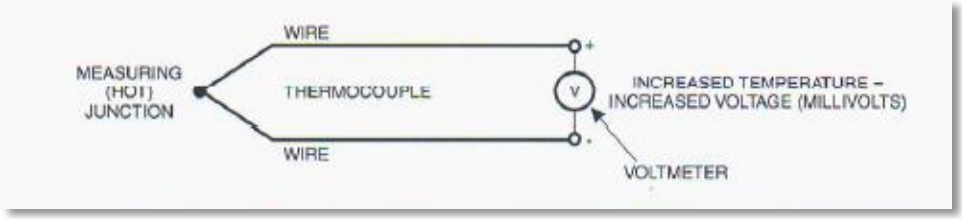
Cuando la unión se calienta (Figura 8), crea una diferencia de potencial (voltaje). Esta la diferencia aparece como un pequeño voltaje medible entre los dos materiales. Como la cantidad de calor aplicada aumenta, el voltaje producido por la termocupla aumenta proporcionalmente.

Figura 8. Composición Termocupla



La Figura 9 muestra el símbolo esquemático de un termocupla conectado a un voltímetro. La cantidad de voltaje producido por un termocupla está en el rango de mili-voltios.

Figura 9. Conexión Termocupla



Para conectar la termocupla a la tarjeta de adquisición de datos nos remitimos a “Manual de usuario de Amatrol”, capitulo 8 pág. 20.

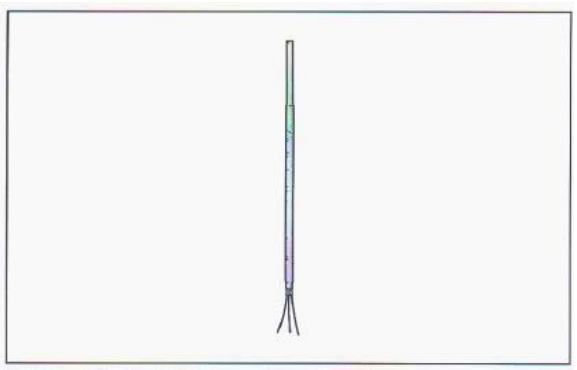
Descripción general del procedimiento: medir la salida de voltaje de un tipo T termocupla usando un multímetro digital. Luego, se usará una tabla de referencia de temperatura para convertir el voltaje a una temperatura y compararla con la lectura en un indicador de temperatura. Para ello, los cables y clips de la pinza de cocodrilo deben estar hechos de cobre.

El T5553-BD está cableado de forma que la señal neta de cada temperatura sensor (termopar, RTD y termistor) está conectado a tomas de conexión hembra en el panel de sensores de temperatura. La Termocupla usa un conector de dos cables. Los RTD y los termistores usan conectores de tres cables.
El conector TCI está conectado al termocupla. El TC2 no se utiliza a menos que se agregue otro termopar al sistema.

2.2 DETECTOR DE TEMPERATURA POR RESISTENCIA (RTD)

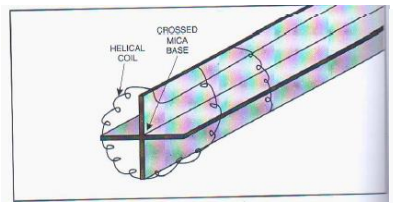
Sensor de temperatura PT100 montada en línea de proceso, con transmisor de 4 a 20mA. Un detector de temperatura por resistencia (RTD), como se muestra en la Figura 10, es un dispositivo que reacciona a los cambios de temperatura cambiando su resistencia en proporción a un cambio de temperatura. Los RTD son más estables, es decir, son capaces de mantener una entrada y salida constante más precisa que los termocupla, pero están limitados a un rango más estrecho de temperaturas entre -250 °C a 120 °C.

Figura 10. Detector de temperatura por resistencia

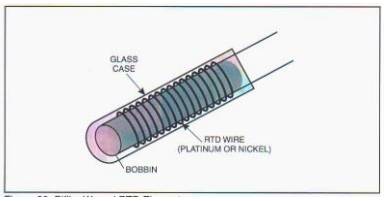


El RTD se compone de un cable en espiral hecho de níquel o platino, el níquel se usa cuando el costo IOW es importante. Las desventajas de los RTD de níquel son que tienen un rango de operación más pequeño (han hecho unos de platino). La vida útil es corta debido a que la resistencia de los RTD de níquel tiende a disminuir a medida que envejecen o están expuestas a niveles altas temperaturas y son más susceptibles a la corrosión. El platino se usa con más frecuencia cuando se expone el RTD a productos químicos agresivos o cuando se necesita un alto grado de precisión. Sin embargo, el platino es más costoso que el níquel. Los componentes RTD generalmente se presentan de tres maneras según la Figura 11.

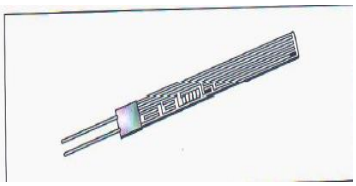
Figura 11. Tipos de RTD



• wound helicoidal



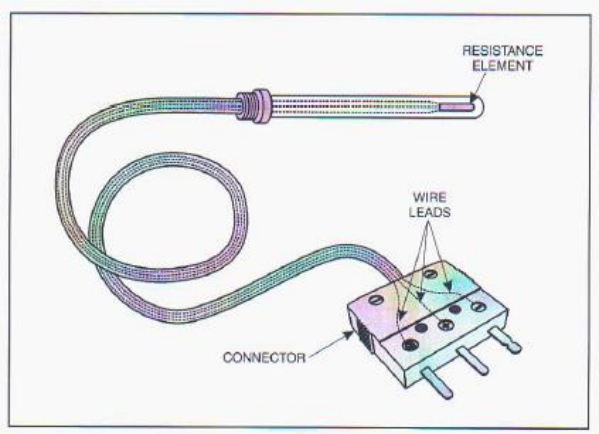
• Biflar Wound



• Película de metal

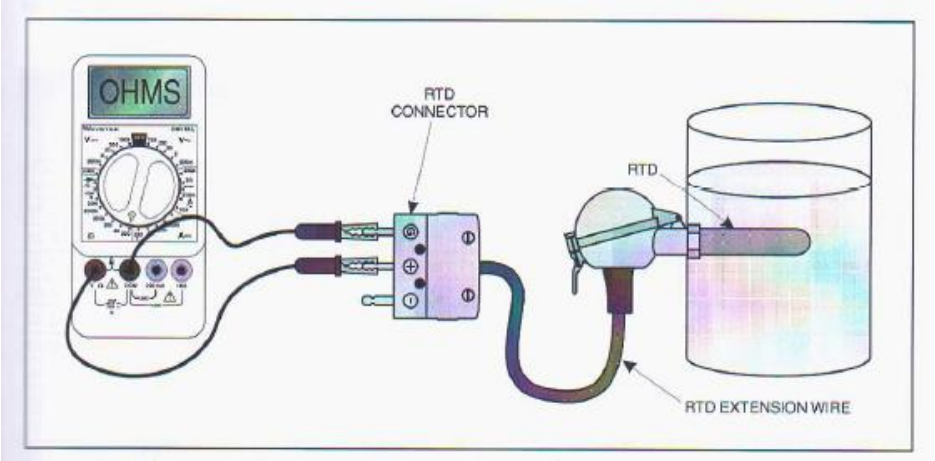
Los conectores RTD generalmente se construyen con tres puntas etiquetadas +, -, G, como se muestra en la Figura 12. Un cable se conecta a cada diente. Aunque el conector y los pines están etiquetados, la configuración real del cableado depende del fabricante. Se conectan los dos cables conductores comunes al lado positivo (+) y negativo (-) y el tercer cable conducen a la conexión a tierra (G).

Figura 12. Conexión segura RTD



Al conectar el DMM al RTD se mide la salida de resistencia, así: Conecte el DMM a través de las dos patas para medir la resistencia del RTD, como se muestra en la Figura 13. Si el DMM ya está conectado a la RTD y mide la resistencia del cable, esto solo requiere mover una de las conexiones al tercer diente. No importa qué conexión se mueva porque los dos son comunes el uno al otro.

Figura 13. Funcionamiento RTD



2.3 LOS TERMISTORES

Los termistores son mucho más sensibles que los RTD (los cambios de temperatura resultan en mayor resistencia). Por lo tanto, son capaces de detectar con precisión los pequeños cambios en la temperatura. Sin embargo, los termistores tienen un rango de operación muy pequeño, Los termistores se usan cuando la precisión extrema e incluso la respuesta al cambio son necesarias. El rango de funcionamiento de estos dispositivos es de 80°C a 120 °C.

Figura 14. Termistor

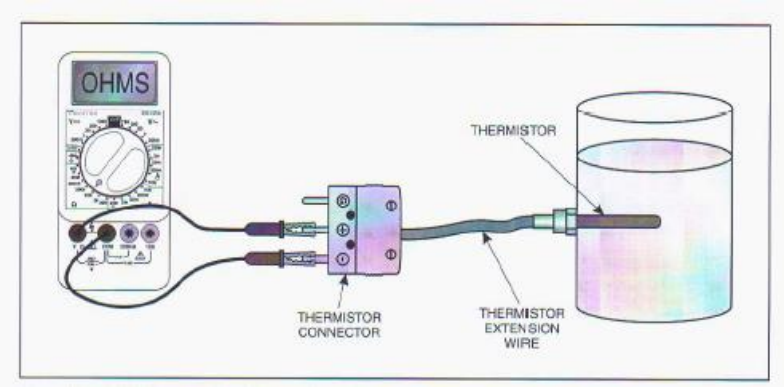


El elemento de resistencia del termistor generalmente está hecho de óxido de níquel, cobalto, hierro, cobre o titanio. Proporciona un cambio en la resistencia (hasta 10 veces mayor que las RTD) por cada grado de cambio de temperatura, de modo que los termistores son muy sensibles a los cambios de temperatura.

Los cables de termistor, usualmente hechos de una aleación de platino, se extienden desde el elemento de resistencia. Cuando se usa un conector, el cable a menudo se usa para conectarlo al elemento de resistencia. Típicamente, los termistores se usan en una configuración de 2 hilos o 3 hilos. En la configuración de 3 cables, dos cables comunes se extienden desde un lado del elemento de resistencia y el tercer cable se extiende desde el lado opuesto. El cable conduce la señal de resistencia al termistor para que pueda transmitirse a un controlador, transmisor o dispositivo de conmutación.

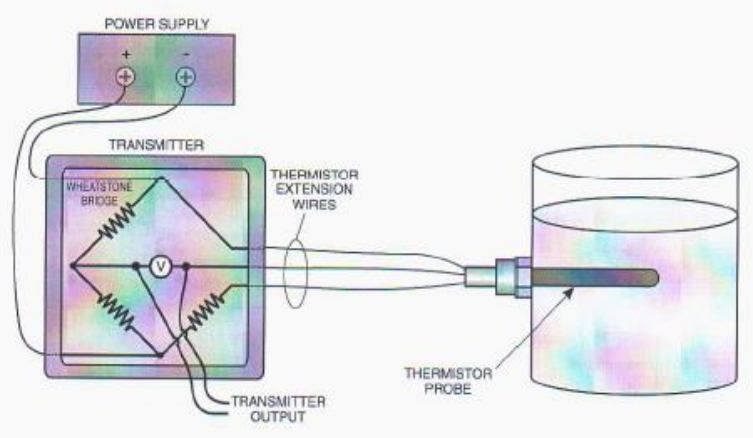
Los conectores del termistor están construidos por completo con 3 puntas etiquetadas como (+), (-) y O, como se muestra en la Figura 15. Un cable conductor se conecta a cada punta: la configuración real del cableado depende del fabricante. Por ejemplo, algunos fabricantes conectan los dos cables comunes a las puntas positiva (+) y negativa (-) y el tercer cable a la conexión a tierra (G). Otras operaciones conectan un cable desde cada lado del componente de resistencia a las puntas positivas y negativas y conectan el cable común al suelo. La configuración real se puede determinar a partir de las especificaciones del fabricante o midiendo la resistencia entre los cables (la resistencia La distancia entre los conductores de cables comunes es significativamente menor que la resistencia a través del elemento).

Figura 15. Conexión y medida termistor



La Figura 16 muestra una sonda de termistor de tres hilos conectada a un transmisor de temperatura. El termistor es la resistencia variable en el circuito de puente de Wheatstone contenido en el circuito electrónico del transmisor. A medida que la resistencia del termistor cambia debido a los cambios de temperatura, el voltaje diferencial a través del puente cambia[17].

Figura 16 .Plano eléctrico



[17] -Para conectar la termocupla al la tarjeta de adquisicion de datos nos remitimos a manual de usuario de amatrol capitulo 8 pag 49. Amatrol. Disponible en: www.amatrol.comB33301·BD08UEN TEMPERATURE SENSORS.

3. MONITORIZACIÓN DEL SISTEMA TÉRMICO

"Monitorización es la determinación y representación gráfica de las condiciones de funcionamiento de un sistema real en tiempo real. Sinónimo de seguimiento o vigilancia"[18]. Es un componente de la monitorización el automatizar los procesos de vigilancia y ayudar a que los operarios detecten de manera temprana fallas o anomalías del proceso. También facilita el diagnostico mediante el seguimiento continuo que se realiza a las variables del proceso.

Según Colomer, Meléndez y Aysa[19], las funcionalidades básicas de los entornos de monitorización comprenden dispositivos para la adquisición de datos e interfaces para la presentación gráfica. Los dispositivos de adquisición de datos más comunes en la actualidad son las (TAD) tarjetas de adquisición de datos que resultan ser muy económicas. Estas tarjetas necesitan para su utilización de un software y un de un ordenador. También existen los buses de instrumentación que combinan instrumentos y controles programables, y en aplicaciones mayores los más usados son los autómatas programables (PLC) y los buses de campo.

> Sea cual sea el sistema de adquisición empleado para instrumentar el sistema de monitorización, en todos se establece una digitalización de la señal. Es decir, se establece un procedimiento de conversión de la señal analógica en digital, resultando una secuencia de muestras de la señal original (señal muestreada) con una representación numérica. Para las señales analógicas o continuas (temperaturas, caudales, presiones, etc. representadas por señales eléctricas de 0-24 V, 0-10V, 4-20 mA. o similares)[20].

La representación del proceso es otra tarea fundamental de la monitorización. Esta se realiza mediante gráficas y controles que representan los elementos o instrumentos del proceso. La interacción visual y mediante controles que se genera con el proceso es lo que se denomina interface gráfica de operador o interface hombre máquina. Actualmente existen paquetes especializados llamados SCADA constituidos por una serie de pantallas, menús y botones.

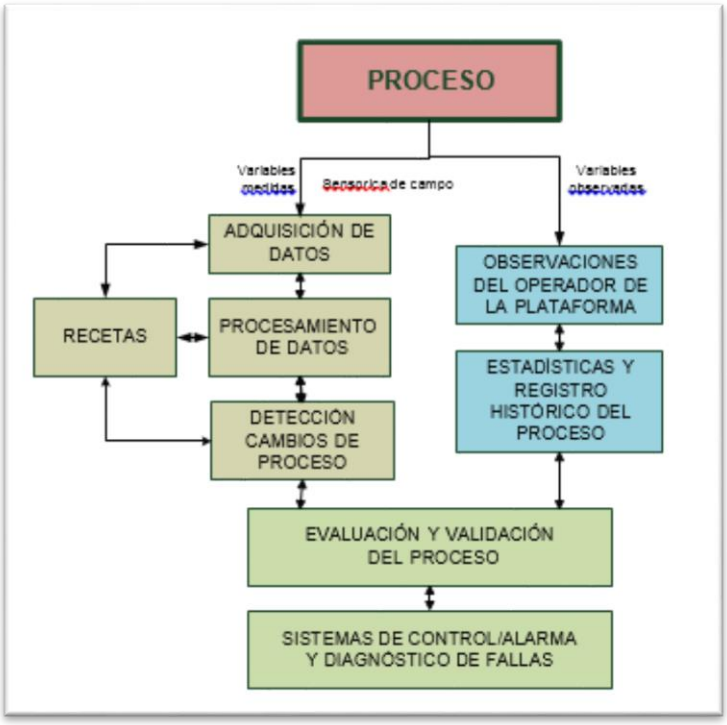
---

[18] COLOMER, Joan; MELENDEZ, Joaquim y AYZA, Jordi. Sistemas de Supervisión. [en línea]. 1 ed. Barcelona, España. CEA Comité Español de Automática. 1999. [Citado 01 Sep., 2016]. Disponible en Internet <URL: http://intranet.ceautomatica.es/sites/default/files/>. p. 10.
[19] Ibíd., p. 12.
[20] Ibíd., p. 16.

3.1 CONTROL DE PROCESOS

Podríamos definir el control como la manipulación indirecta de las magnitudes de un sistema denominado planta a través de otro sistema llamado sistema de control La figura 17 muestra los elementos básicos de un sistema de control.

Figura 17. Elementos de un sistema de control



Fuente; (Balcells, J., y Romeral, J.L., 1997, p.3).

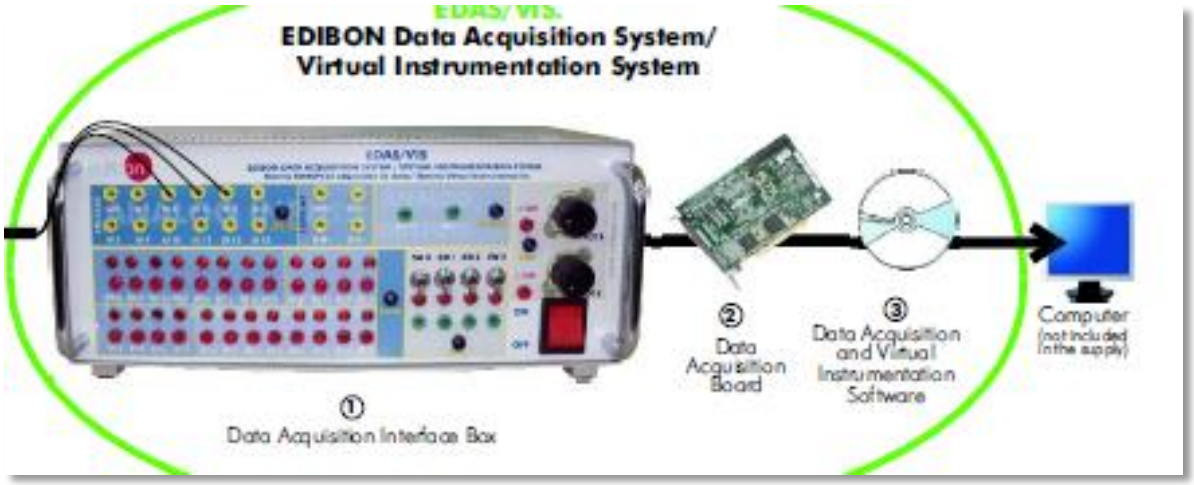
Ponsa, P y Vilanova (2005) definen la automática como el “conjunto de métodos y procedimientos para la substitución del operario en tareas físicas y mentales previamente programadas. De esta definición original se desprende la definición de la automatización como la aplicación de la automática al control de procesos industriales” Las industrias actuales han adoptado la automatización industrial como parte fundamental de su funcionamiento para mantenerse en el tiempo y seguir siendo competitivas. Algunas direccionan su gestión para mejorar la calidad

y otras para disminuir sus costos de producción, pero en ambos casos llegan a su objetivo mediante la inserción de la automatización industrial en sus procesos.

3.2 CONFIGURACIÓN DEL DISPOSITIVO DE ADQUISICIÓN DE DATOS

Específicamente para el desarrollo del proyecto se utilizó una tarjeta de adquisición de datos (TAD) EDIBON NI 6221, existente en el laboratorio de electrónica de la Universidad. Figura 18.

Figura 18. Sistema de instrumentación virtual “Edibon Data Acquisition System

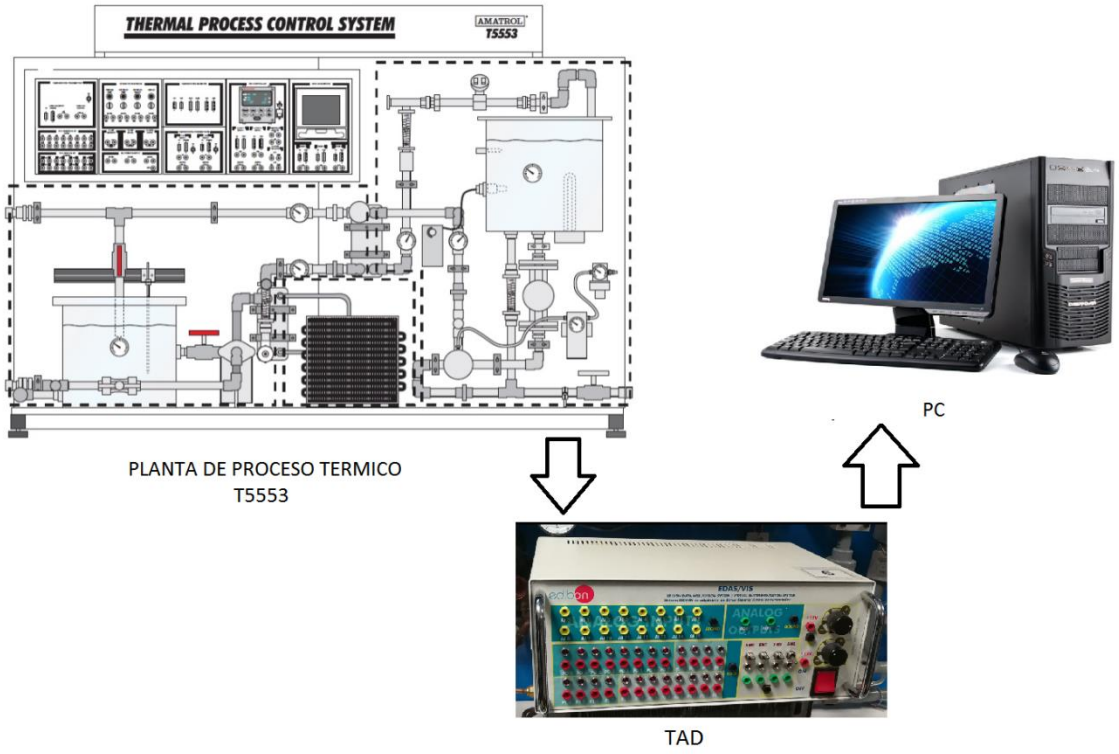


Las señales eléctricas emitidas en mili-amperios (mA) en un rango de 4 a 20 por el panel de control de la planta T5553 son cuatro: tres por parte de los sensores térmicos y una de la válvula del lazo de servicio. Estas cuatro señales son recibidas por la TAD, se toman como entrada los tres sensores de temperatura los cuales se conectan a las entradas análogas de la TAD y como señal de salida se conecta directamente la válvula de control de flujo del lazo de servicio a la salida análoga, esta las procesa y las envía al PC mediante el cable serial. En el PC se utilizó una interfaz de LabView para exportar los datos en Excel, los cuales se requieren para generar el modelo matemático de los sensores de entrada para posteriormente entrenar la red neuronal mediante la utilización del software y lenguaje de programación de MatLab. Se tomaron 18700 datos durante tres horas para la elaboración del modelo matemático de los sensores de temperatura.

Es conveniente aclarar que fue necesario acondicionar las señalas emitidas por los 3 sensores de temperatura antes de que entrasen a la TAD esto debido a que las entradas análogas de la placa reciben señales de 0 a 5 Voltios y no de 4 a 20 mA como los sensores. Para esto se utilizó una resistencia de 250 ohmios para convertir la señal emitida por cada sensor antes de que entrara a la TAD y así obtener el voltaje en el rango requerido; esto se realizó midiendo el voltaje con la resistencia conectada por un lado con la corriente emitida por el sensor y con una tierra por el otro lado.

La figura 19 muestra la configuración básica del sistema de adquisición y los elementos que lo conforman.

Figura 19. Sistema de Adquisición de datos



Fuente los autores

4. DESARROLLO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN Y DIAGNOSTICO DE FALLAS

Este proyecto se centra en el desarrollo de un sistema de detección y análisis de fallas del banco de prueba de la “Thermal Process Control System” serie T5553 de la marca Amatrol, mediante inteligencia artificial mediante la utilización del software y lenguaje de programación de MatLab, usando los datos obtenidos por los tres sensores térmicos de la maquina: la termocupla, el termistor y el RTD.

El sistema que se desarrolló comprende las siguientes etapas: adquisición de los datos de funcionamiento normal del equipo por medio de la TAD EDIBON NI 6221; elaboración de un modelo matemático del tanque de proceso, del intercambiador y del enfriador; creación y entrenamiento de la red Neuronal a partir de los datos obtenidos de los sensores de temperatura (termistor, RTD y termocupla); Simulación de la RN mediante Simulink con las FT halladas y con la RN anteriormente creada y entrenada y finalmente el desarrollo de la interfaz gráfica para la detección y diagnóstico de fallas

El sistema de identificación de la caja de herramientas “ident” y Simulink de MATLAB ofrecen una aplicación para la construcción de modelos matemáticos de sistemas dinámicos a partir de datos de entrada-salida. Le permite al usuario crear y usar modelos de sistemas dinámicos que no se modelan fácilmente. Se puede usar datos de entrada y salida de dominio de tiempo y de dominio de frecuencia para identificar funciones de transferencia de tiempo discreto y tiempo continuo, modelos de proceso y modelos de espacio de estado. La caja de herramientas también proporciona algoritmos para la estimación de parámetros integrados en línea.

La caja de herramientas IDENT proporciona técnicas de identificación tales como: máxima verosimilitud, minimización de error de predicción (PEM) e identificación del sistema sub-espacial. Para representar la dinámica no lineal del sistema, puede estimar los modelos de Hammerstein-Wiener y los modelos ARX no lineales con la red wavelet, partición de árbol y no linealidades de redes sigmoideas. La caja de herramientas realiza la identificación del sistema de caja gris para estimar los parámetros de un modelo definido por el usuario. Puede usar el modelo identificado para la predicción de respuesta del sistema y el modelado de plantas en Simulink. Adicionalmente también es compatible con modelos de datos de series de tiempo y pronósticos de series de tiempo.

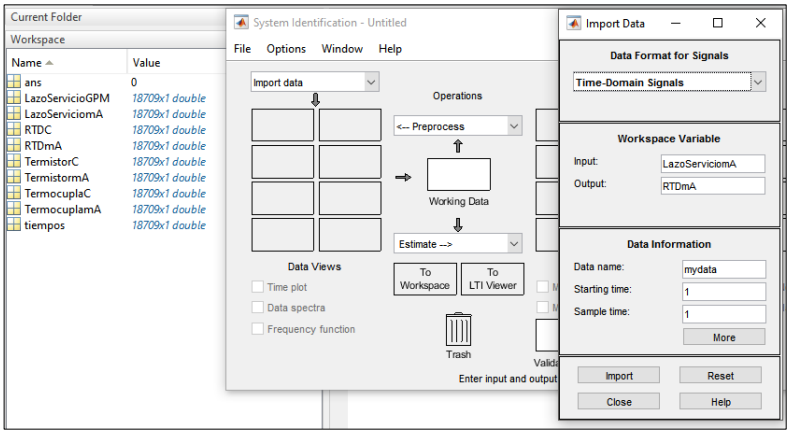
4.1 ELABORACIÓN DEL MODELO MATEMÁTICO

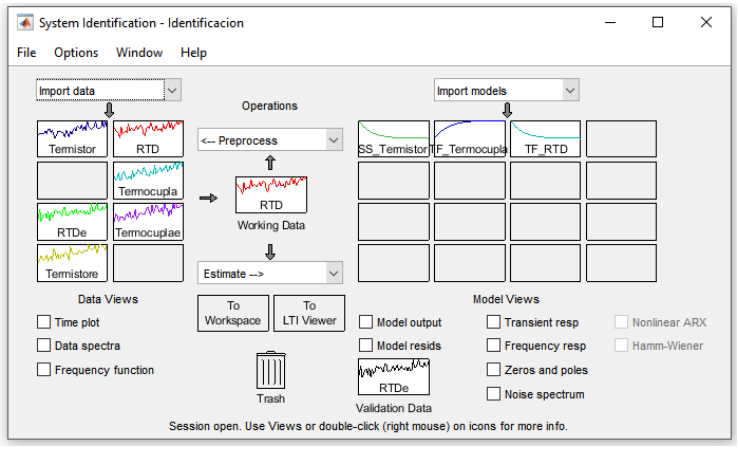
El Software Matlab ofrece una caja de herramientas por bloques y una aplicación para la construcción de modelos matemáticos de sistemas dinámicos a partir de datos de entrada-salida medidos. Le permite crear y usar modelos de sistemas dinámicos que no se modelan fácilmente a partir de los primeros principios o especificaciones. Puede usar datos de entrada y salida de dominio de tiempo y de dominio de frecuencia para identificar funciones de transferencia (FT) en tiempo discreto y tiempo continuo, modelos de proceso y modelos de espacio de estado. La caja de herramientas también proporciona algoritmos para la estimación de parámetros integrados en línea.

Una vez exportados los datos a Matlab en forma de “column vectors”, se procede a ejecutar el comando “ident” o "systemIdentification" para acceder a la herramienta para la elaboración del modelo matemático. A continuación se importan los datos en el tiempo (time domain data) de la entrada en mili-amperios (mA) del lazo de servicio y se generan tres bloques de las salidas de los sensores de temperatura: termistor, termocupla y RTD también en mA, Figura 20 a y b. Para la estimación de las FT se utilizó la totalidad de los datos 18.700 y para validación de dichas funciones los datos se recortaron a 9.550 para que MatLab no se tarde tanto tiempo validando, debido a que se realiza punto a punto.

Figura 20. Herramienta Ident MatLab- importación Datos para estimar FT

a.



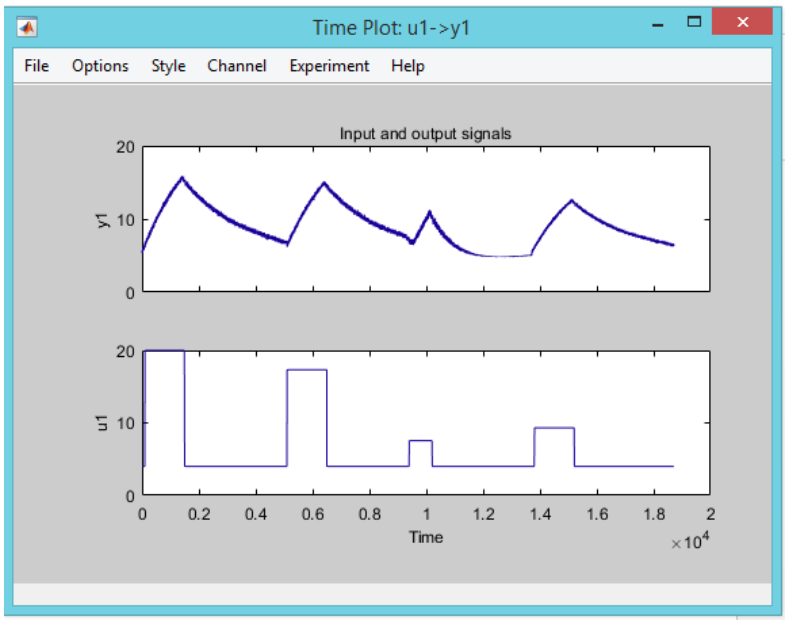
b. 

Fuente: los autores

La herramienta ident proporciona diferentes métodos para la estimación de las funciones de transferencia (FT) ya sea en tiempo discreto o en tiempo continuo. Indiferente del método a utilizar se debe garantizar que al momento de realizar la validación de las FT con los datos recortados la correlación sea mayor al 70%.

Al seleccionar la opción de *Time plot* sobre cada una de las gráficas obtenidas se puede observar el comportamiento de la misma, tanto en la entrada de flujo u1 como la salida de cada sensor y1 respecto al tiempo (figura 21).

Figura 21. Conversión Graficas

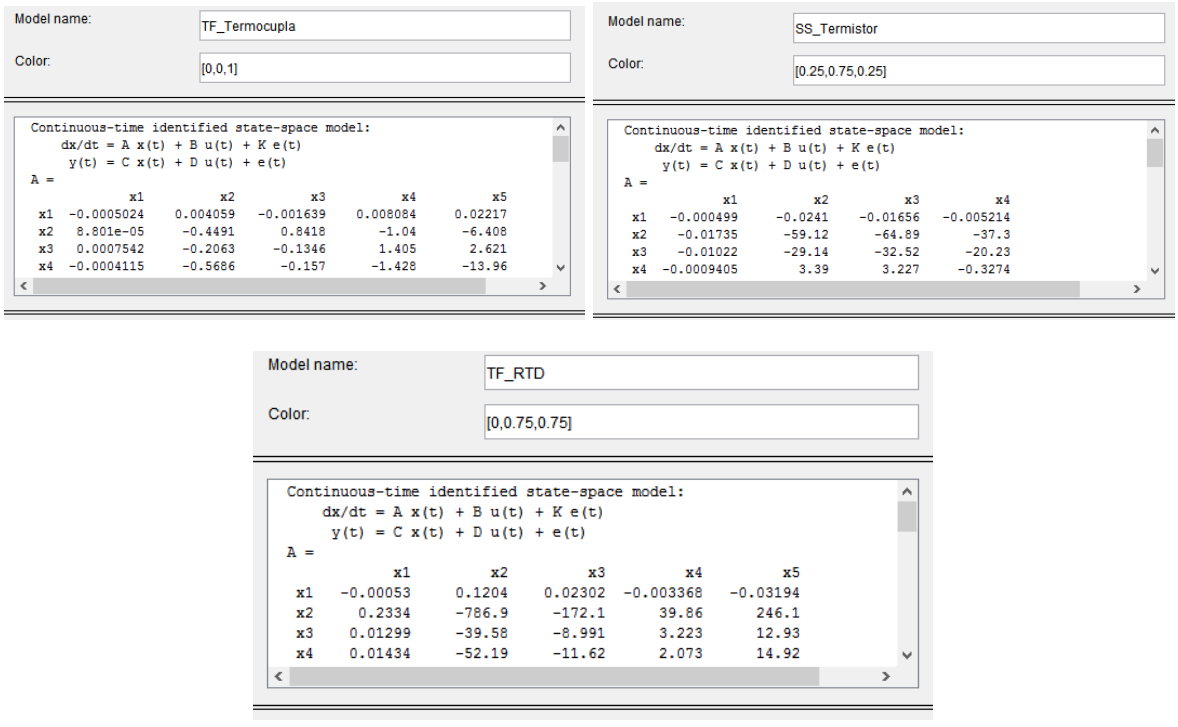


Fuente: los autores

Para el entrenamiento de la red neuronal (RN) se requiere una mayor cantidad de datos debido a que la Red tiene en cuenta todos los parámetros (la cual la hace más efectiva pero más lenta) de las FT, por lo anterior se estimaron “state space model” el cual es un modelado en tiempo continuo matricial para alimentar de una manera más eficiente la RN, dichas funciones se representan mediante matrices, en nuestro caso de 4x4.

Una vez estimadas las FT de los tres sensores, se pueden visualizar dichas ecuaciones en términos de derivadas dx/dt y los parámetros de las matrices de las derivadas 4x4 oprimiendo clic derecho en cada “caja” generada en el panel de la derecha del Ident “import Models”. Estas FT se muestran en la figura 22 se utilizaran para simular la Red neuronal mediante Simulink. Como se mencionó anteriormente los datos obtenidos de los sensores de temperatura: Termocupla, termistor y RTD se usan para hallar las funciones de transferencia de: el enfriador, el tanque de proceso y el intercambiador de calor de placas paralelas respectivamente.

Figura 22. Funciones de Transferencia de Sensores planta T5553.



Fuente: los autores

4.2 CREACIÓN Y ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

La aplicación de redes neuronales en el diagnóstico de fallos tiene dos etapas. La etapa uno corresponde al proceso de entrenamiento, durante la cual los patrones de entrenamiento son suministrados a la red con el fin de que realice los cálculos o ajuste de algunos de sus parámetros. La etapa dos es el proceso de prueba, durante la cual se entrega un patrón de datos desconocido con el fin de verificar si la salida entregada por la red corresponde a la salida esperada.

4.2.1 Red neuronal multinivel

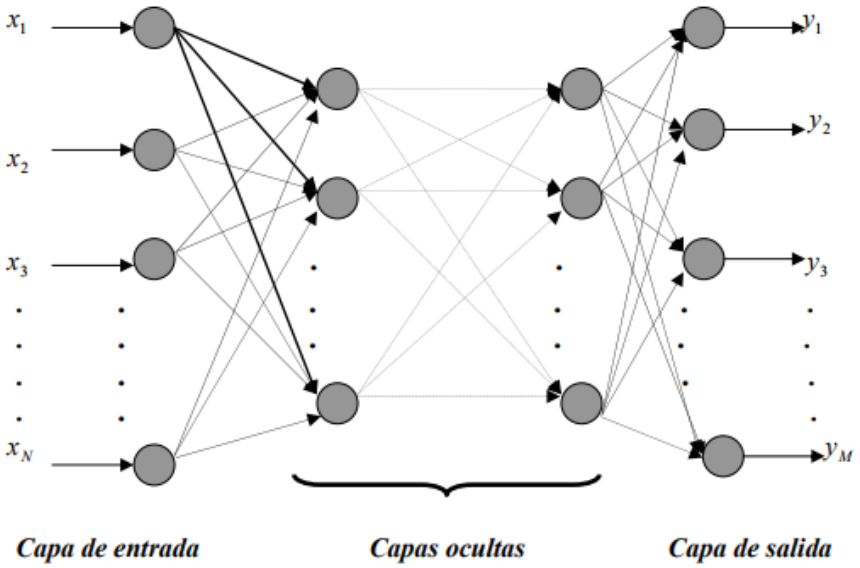
Una red neuronal artificial es un procesador distribuido en paralelo de forma masiva que tiene una tendencia natural para almacenar conocimiento de forma experimental y lo hace disponible para su uso.

En este trabajo se describirá una aplicación típica de las redes neuronales multicapa que funcionan hacia delante (feedforward) compuesta por una capa de unidades de entrada (sensores), otra capa de unidades de salida y un número determinado de capas intermedias de unidades de proceso, también llamadas capas ocultas porque no se ven las salidas de dichas neuronas y no tienen conexiones con el exterior. Cada sensor de entrada está conectado con las unidades de la segunda capa, y cada unidad de proceso de la segunda capa está conectada con las unidades de la primera capa y con las unidades de la tercera capa, así sucesivamente. Las unidades de salida están conectadas solamente con las unidades de la última capa oculta, como se muestra en la figura 23.

El hecho de que este tipo de red se aplique para resolver con éxito multitud de problemas se debe a la utilización del algoritmo de aprendizaje que actualmente está más extendido, el algoritmo o regla backpropagation, el cual es una generalización de la regla LMS “Least Mean Square”, por lo tanto también se basa en la corrección del error. Básicamente el proceso back propagation consiste en dos pasadas a través de las diferentes capas de la red, una pasada hacia adelante y una pasada hacia atrás. En la pasada hacia adelante, se aplica en la capa de entrada un patrón o vector de entrada, este propaga su efecto a través de las diferentes capas y como consecuencia produce un vector de salida. Durante este proceso, los pesos sinápticos de la red son fijos y no se modifican. Durante la pasada hacia atrás en cambio, los pesos si se modifican de acuerdo con la regla

de corrección del error. La señal de salida real se compara con la señal deseada y como resultado se obtiene una señal de error, que se propaga en dirección contraria a través de la red modificando los pesos, de forma que, al volver a pasar el vector de entrada hacia adelante, la respuesta obtenida se asemeje más a la salida deseada.

Figura 23. Topología de un Perceptrón multinivel



Fuente Redes neuronales conceptos básicos y aplicaciones, pág. 27

Concretando la red posee un gran número de conexiones, estas vienen determinadas por los pesos de la red. Un cambio en la conexión entre las neuronas equivale a un cambio en los pesos. La combinación de estas características, hace que la habilidad de esta red para aprender a partir del entrenamiento sea muy potente. De todas formas, este comportamiento hace que sea difícil conocer a priori la respuesta de la red. Esto se debe a dos motivos, el comportamiento no lineal de las neuronas, las cuales están muy interconectadas, (lo que hace difícil un análisis teórico de la red) y la existencia de neuronas ocultas, que impide poder “ver” cómo se produce el aprendizaje y determinar cuáles son las características que mejorarían el aprendizaje. El desarrollo del algoritmo back-propagation proporciona un método eficiente para entrenar este tipo de redes. Aunque no es capaz de resolver todos los problemas, se ha

demostrado como el mejor de todos. Su importancia está en su capacidad de auto-adaptar los pesos de las neuronas intermedias para aprender la relación que existe entre el conjunto de vectores o patrones de entrada y su correspondiente salida, y poder aplicar esa relación después del entrenamiento a nuevos vectores de entrada imperfectos o con ruido. Esta capacidad se conoce como generalización. La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas durante la etapa de entrenamiento, y posteriormente durante el funcionamiento ser capaz de generar salidas para entradas que no le fueron mostradas durante el aprendizaje pero que se asemejan a alguna de las que si le fueron mostradas.

4.2.2 Tamaño óptimo de una Red neuronal: Procedimientos de poda

Las redes neuronales más pequeñas son preferibles a las más grandes que realizan una misma tarea por varias razones: tienen un menor número de parámetros, el entrenamiento es más rápido y suelen tener una mayor capacidad de generalización al utilizar nuevos patrones. Sin embargo, actualmente no hay un procedimiento sencillo ni general para determinar el tamaño óptimo de una red neuronal. Tres maneras de intentar conseguir un diseño satisfactorio son las siguientes:

• Partir de una red neuronal de gran tamaño y podarla eliminándole unidades de proceso y conexiones hasta conseguir un tamaño satisfactorio.

• Comenzar con una red neuronal muy pequeña e ir incrementando su tamaño añadiendo unidades de proceso, conexiones o capas hasta conseguir un tamaño satisfactorio.

• Partir de una red de tamaño suficiente y podar las conexiones y unidades de proceso que se consideren poco relevantes. A continuación se añaden nuevas unidades de proceso con pesos aleatorios y se vuelve a entrenar la red. Este proceso se continúa hasta que se consigue un tamaño aceptable y un comportamiento satisfactorio.

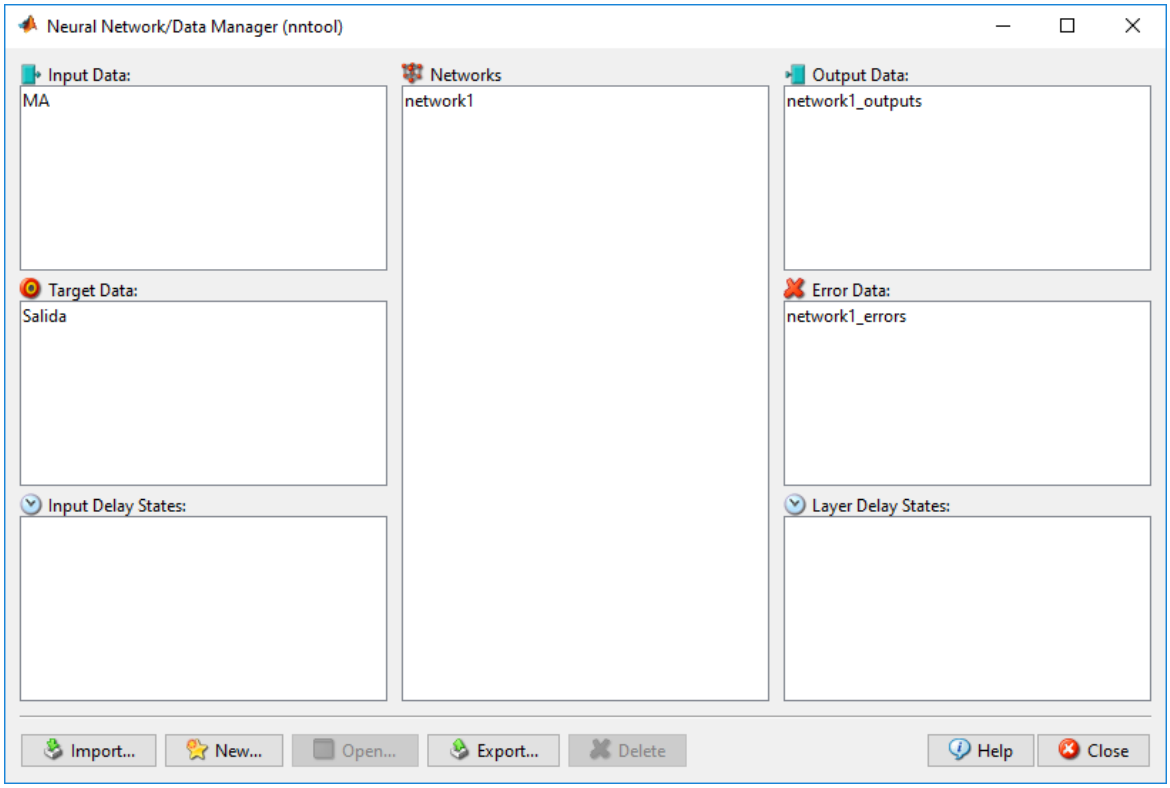
4.2.3 Procedimiento para la creación de Red Neuronal y entrenamiento.

Para la creación y entrenamiento de la red neuronal en Matlab se realizó mediante el comando “nntool”, figura 24. En la ventana que genera el Software se importan los datos de entrada en forma de matriz y en “target data” se ingresa la salida de

objetivo en nuestro caso en el lazo de servicio el cual se ingresó en forma de vector el cual puede estar en dos valores 0 o 1, los cuales representan un estado de falla o error y estado sin falla respectivamente. Dicho vector se estimó haciendo una compuerta entre todos los 18.700 valores.

Con los datos ingresados se selecciona la opción “New” para crear la Red Neuronal, como se explicó anteriormente el tipo de red que se selecciono fue Feed-forward backprop con una entrada de cuatro variables, la RN posee cuatro capas, tres ocultas: una de veinte, de una y diez neuronas respectivamente y la última capa de salida de una neurona y un bloque de salida tipo vector. Figura 25A.

Figura 24. Herramienta *nntool* para la creación de la RN.



Fuente: los autores

Una vez creada la Red neuronal denominada network1 como se ve en la figura 23, el paso a seguir es el entrenamiento de la misma. Figura 25 B.

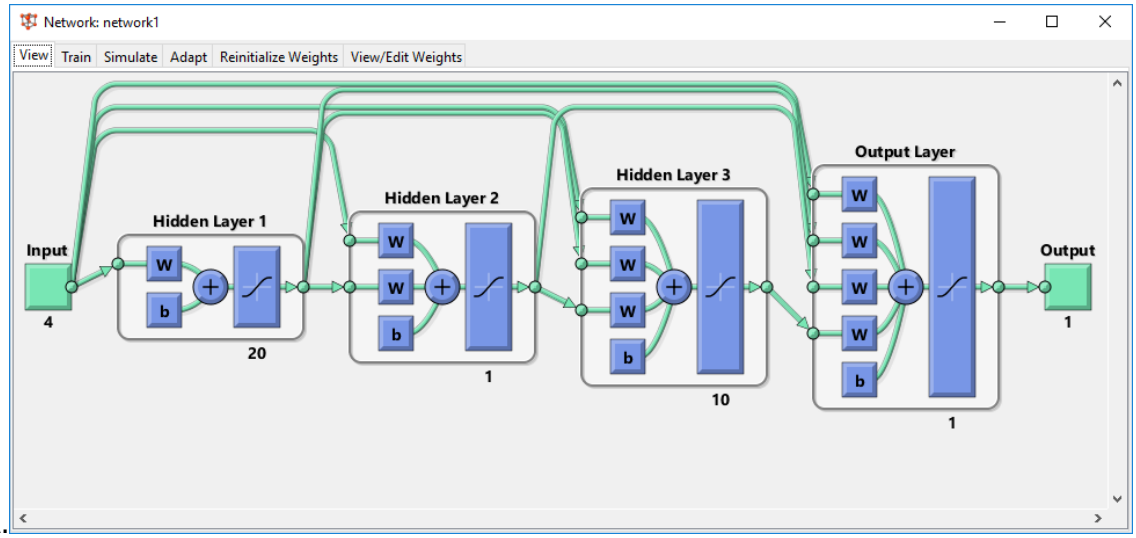
1. Seleccionar la RN, oprimir el botón “Open” de la parte inferior del nntool.
2. Se abre una nueva ventana en la cual se puede ver la topología de nuestra RN en la pestaña “view”

3. Seleccionando la pestaña train, en inputs seleccionamos las entradas en forma de matriz MA y en Targets seleccionamos la salida y luego el botón Train Network se procede con el entrenamiento de nuestra RN.

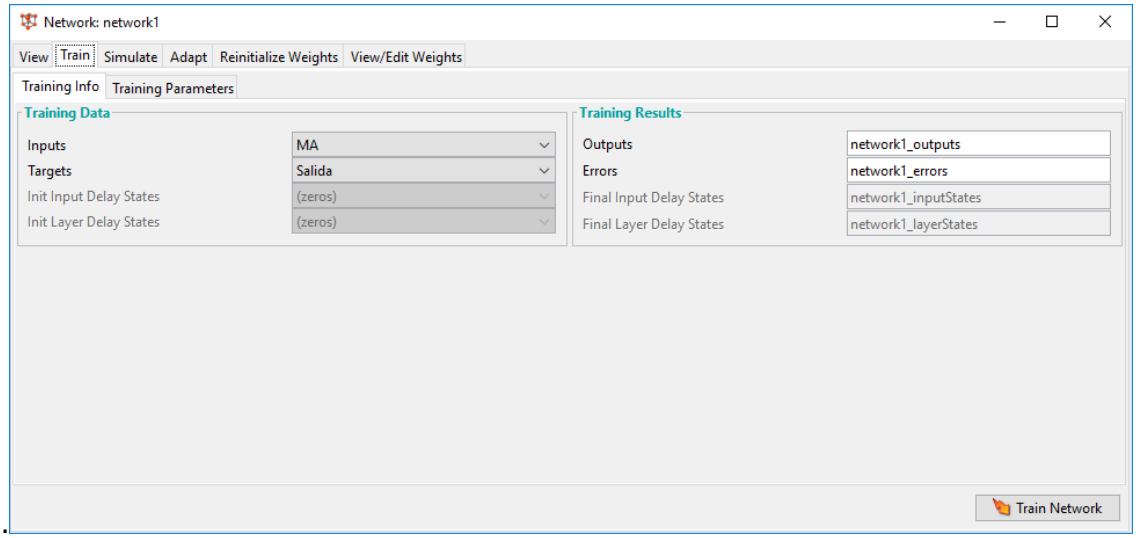
El proceso de entrenamiento de una red multicapa suele requerir un gran esfuerzo computacional que va a ser proporcional al resultado de multiplicar el número de pesos sinápticos de la red por el número de épocas de entrenamiento y por el número de patrones de entrenamiento utilizados en cada época.

Figura 25. A. Topología de la RN planta de Proceso T5553. B. Entrenamiento RN

A.



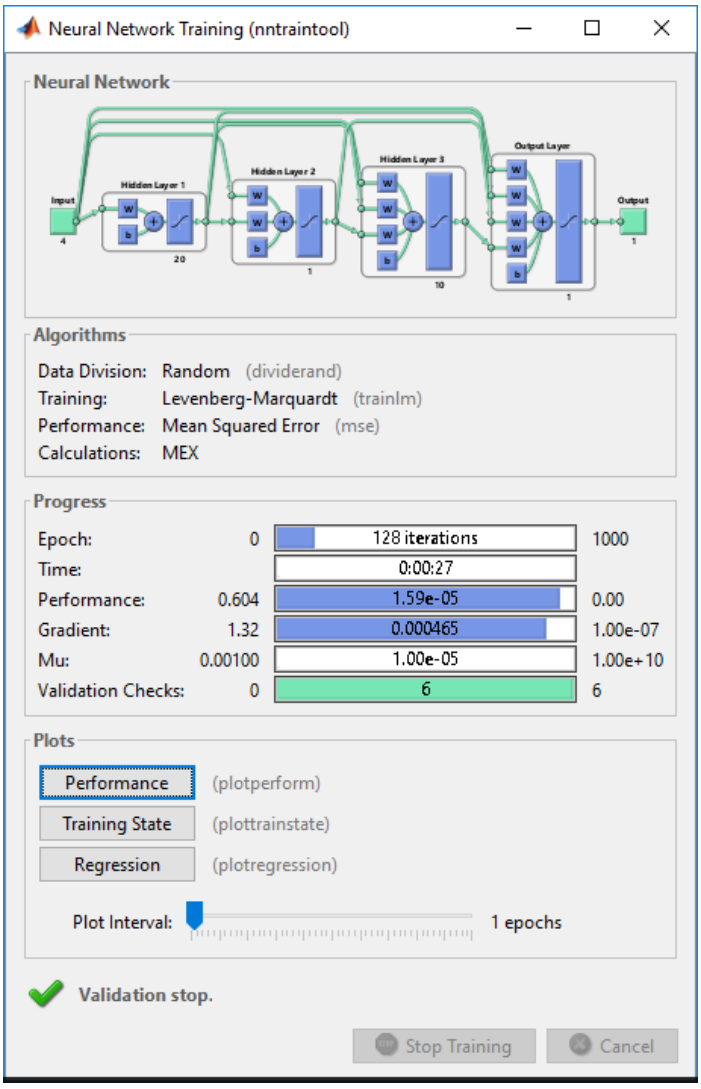
B.



Fuente: los autores

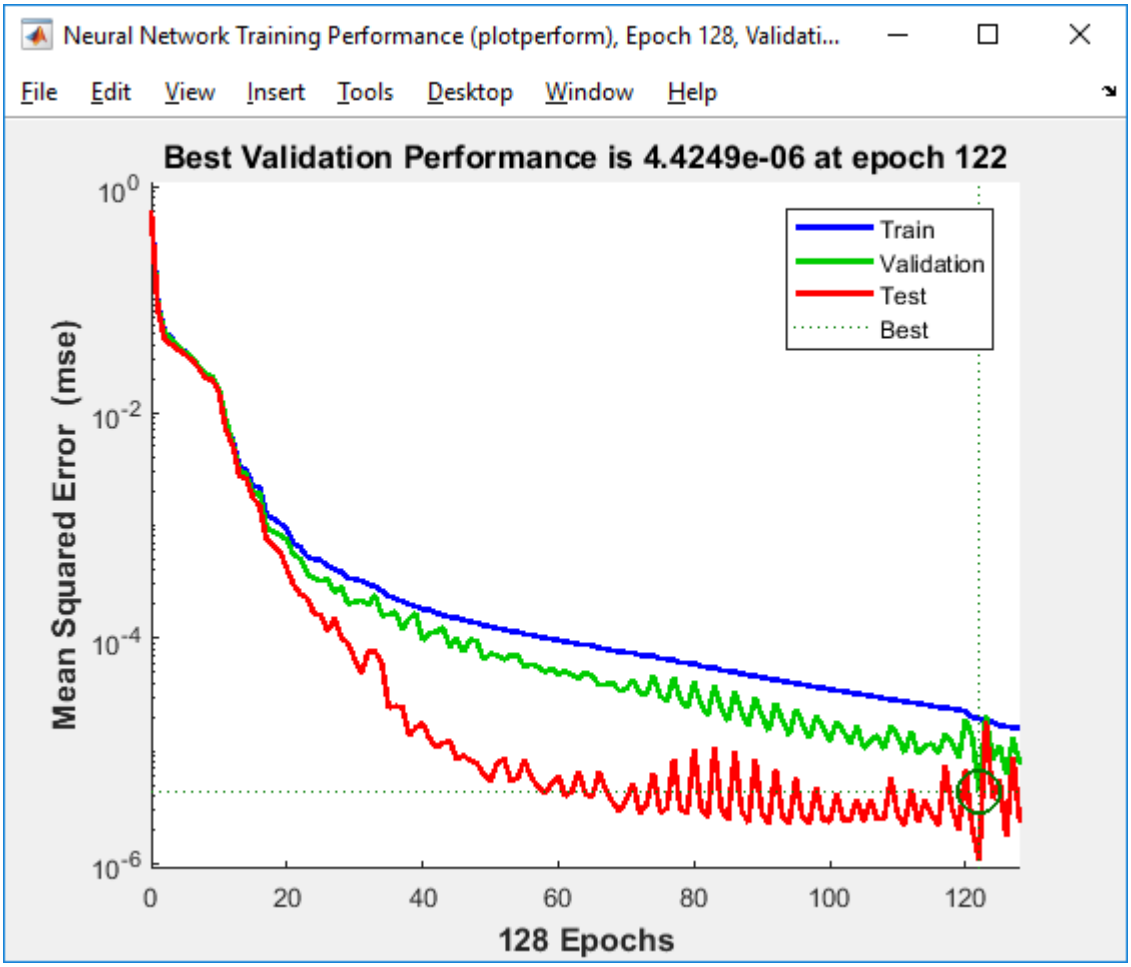
Al finalizar en entrenamiento de la RD nos da un resultado de 128 iteraciones (figura 26) y seleccionando del menú “plots” la casilla Performance representa en error, el cual se calcula mediante medio cuadrático dato a dato para evaluar su tamaño, en general se espera que el error sea pequeño, la red neuronal trata de acercarlo lo más que pueda a cero, nunca va a ser cero. En nuestro caso se llegó a situarse entre 10^{-4} y 10^{-6}. Entre más cercano este de cero el error es mejor y significa un buen entrenamiento de la RN. Figura 27.

Figura 26. Ventana de entrenamiento de la RN.



Fuente: los autores

Figura 27. Performance - Error RN

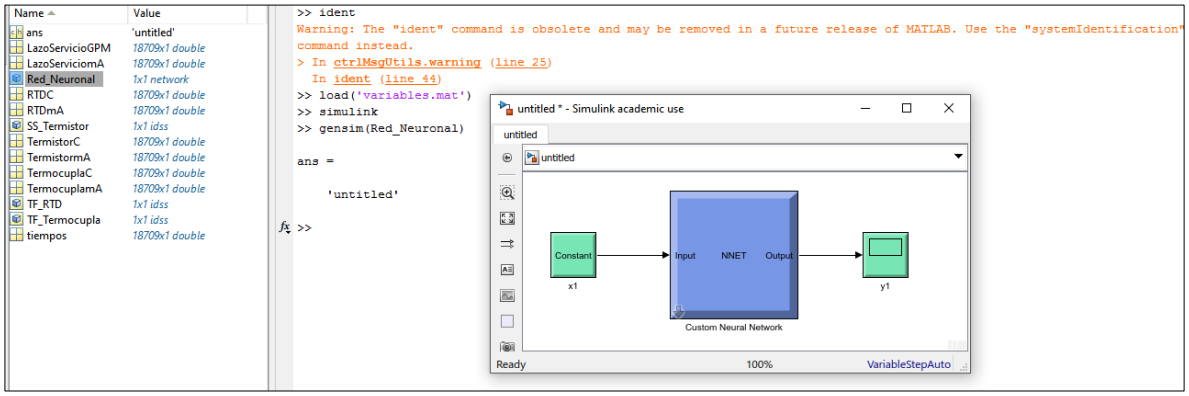


Fuente: los autores

4.3 SIMULACION DE LA RED NEURONAL MEDIANTE SIMULINK

Una vez entrenada nuestra Red Neuronal, mediante Simulink procedemos con la simulación de la RNA creada con las funciones de transferencia de tipo matricial halladas mediante la herramienta “ident”. Para facilidad de la exportación de datos se creó un bloque de datos denominado variables.mat, el cual contiene la información de las tres funciones de transferencias y mediante el comando “gensim” se genera un bloque de la RN que se creó para usarlo en la simulación. Figura 28

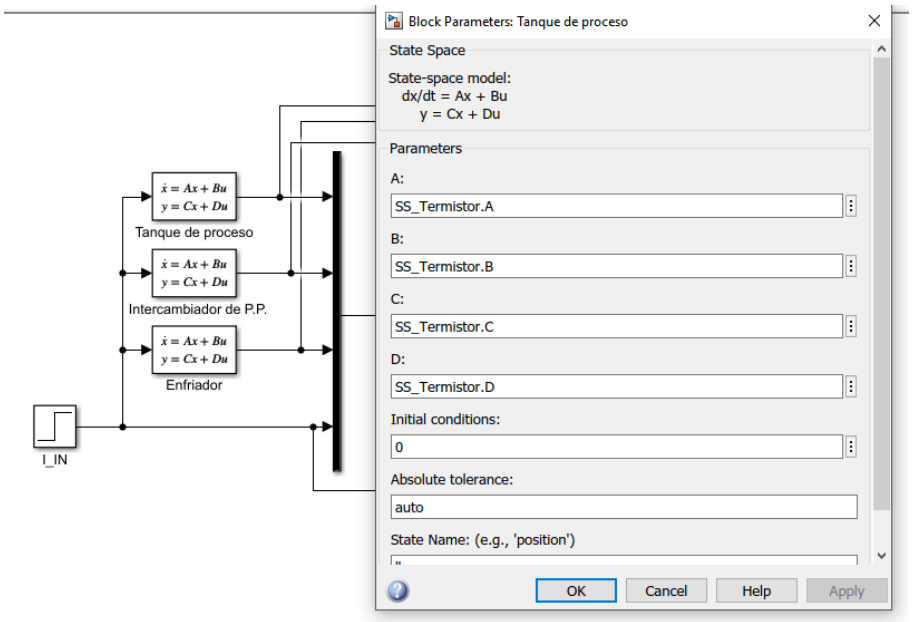
Figura 28. Generación de bloque de la RN



Fuente: los autores

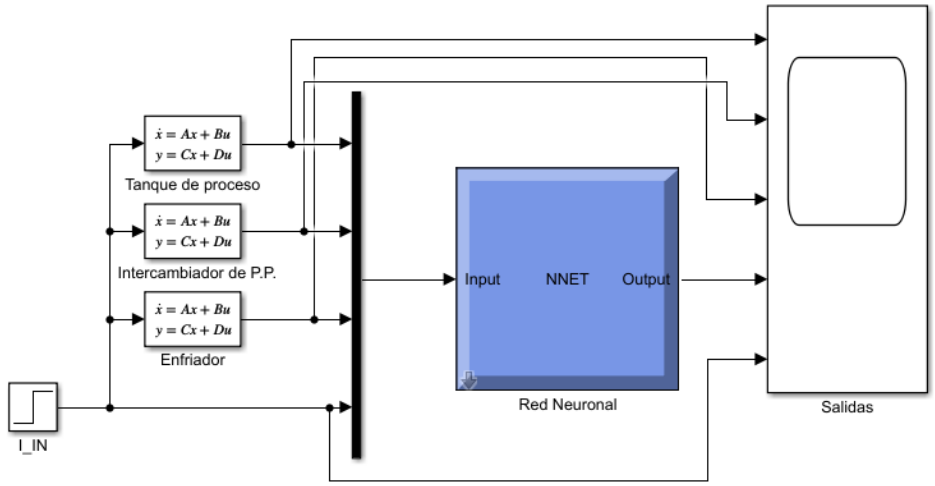
Se genera una entrada con los valores de 4 a 20 mA para las cuatro variables, los tres sensores térmicos de la planta T5553 y la entrada de la válvula del lazo de servicio, con los cuales se evalúan las funciones de transferencia para probar la red neuronal. Los tres bloques se crean para ingresar las ecuaciones de estados las cuales se ingresan a Simulink mediante los bloques de datos exportados del archivo variables.mat. Figura 29. Finalmente las salidas se representan en gráficas que muestra el comportamiento del sistema. Figura 30.

Figura 29. Ingreso de ecuaciones de estado en Simulink.

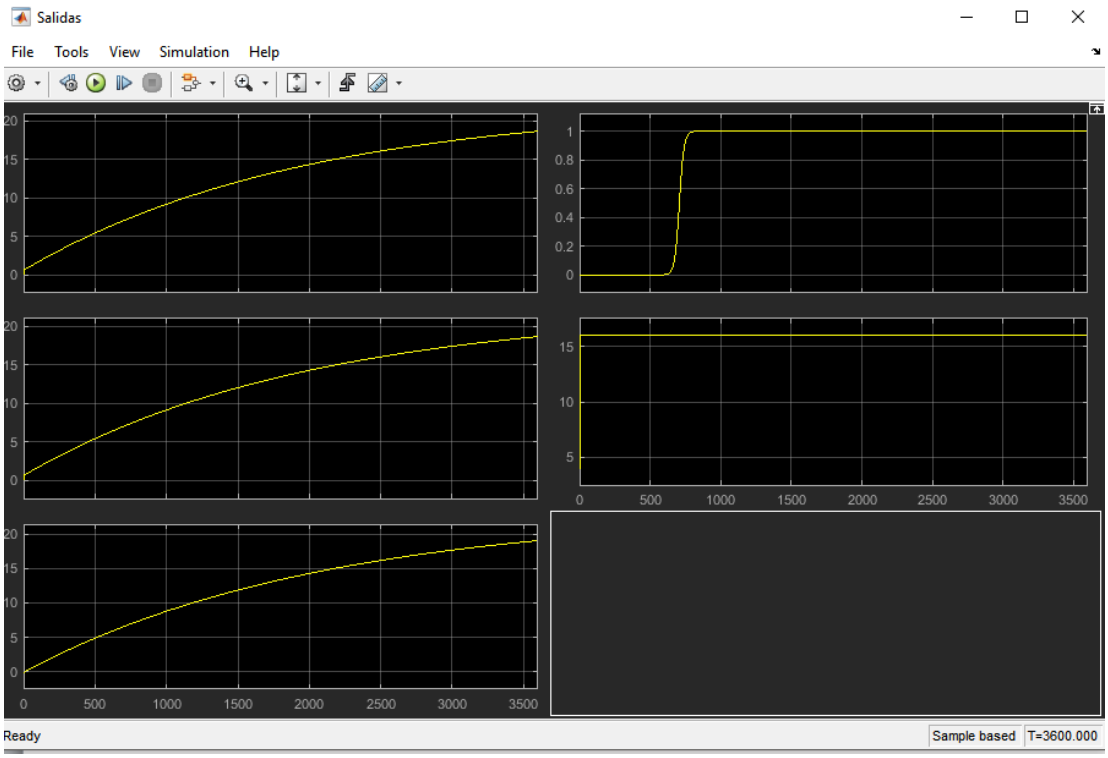


Fuente: los autores

Figura 30. A- Simulación completa. B. Graficas del comportamiento del sistema



A.



B.

Fuente: los autores

La figura 30 B, representa el comportamiento del sistema. Las tres graficas de la columna del sistema representan las tres modelos matemáticos de las FT. Tanque de proceso, intercambiador y enfriador en orden descendente respectivamente. Las dos graficas de la derecha representan en comportamientos del sistema y la última es la entrada que es la señal paso de 4 a 20 mA.

La grafica a interpretar para el análisis de fallas es la primera de la derecha. Siendo 0 error y 1 comportamiento normal del equipo. Se puede deducir que el error se produce debido a que los sensores inician la toma de datos a partir de 0 mA, dado que se encuentran fuera del rango de 4 a 20 mA.

5. DESARROLLO DE LA INTERFAZ GRÁFICA

Según Niño[21], una interfaz gráfica se define como la forma en que el usuario se comunica con el sistema. Existen dos tipos de interfaces, la de modo gráfico y la de modo texto. La interfaz de texto consiste en la comunicación basada en comandos introducidos desde el teclado entendiendo un comando como un programa que realiza alguna acción en el sistema. Por su parte la interfaz gráfica se refiere a la comunicación mediante gráficas, botones íconos y ventanas. La interfaz gráfica es también llamada interfaz gráfica de usuario, se caracteriza por mostrar imágenes y objetos gráficos y por utilizar periféricos de entrada y salida.

Existen gran variedad de programas para lograr la conexión entre la TAD y el computador y así mediante la generación de un código ejercer la monitorización, presentación y almacenamiento de los datos, entre estos se encuentran Matlab, LabView, MyOpenLab, Scilab etc.

Para darle continuidad al Software Matlab se creó una interfaz sencilla mediante la opción New- App –Guide la cual contiene una imagen de la planta de proceso térmico T5553 en la cual se identificara donde se encuentra la falla del sistema mediante un círculo rojo o amarillo, si es en uno de los sensores de temperatura se indica en color rojo y/o si es una falla en el lazo de servicio se representará de color amarillo la zona de los rotámetros de la planta como se muestra en la figura 31. En la parte derecha se encuentran cuatro paneles para poder ingresar los valores de forma manual en mA de los tres sensores de temperatura y la válvula del lazo de servicio. Dichos valores se ingresan de forma manual en el menú Archivo / una muestra se evalúa esos datos puntuales con la red neuronal.

Adicional en el menú archivo / Señal, se puede importar un conjunto de datos para ser evaluados por la interfaz. Estos datos deben tener los datos de los cuatro sensores en mA. Dichos datos generan tres gráficas. Dos de ellas con del comportamiento del sistema en el tiempo una en mA y la segunda en °C, figura 32 y la tercera muestra la falla del sistema Figura 33.

El error se representa en color verde y un comportamiento normal en color rojo. La falla se puede identificar en las dos primeras graficas mediante los intervalos que

[21] NIÑO, Jesús. Tareas básicas I. En: Sistemas operativos monopuesto. Madrid, España: Editex, 2011. p. 118-121

genera la tercer grafica (figura 32) seleccionando en los puntos desde que valor inicia y termina la falla. Mediante esta interfaz no se genera un contador de fallas debido a que se está analizando un conjunto de datos, dichos datos pueden ser de prácticas de laboratorio realizada por estudiantes de la Universidad Distrital.

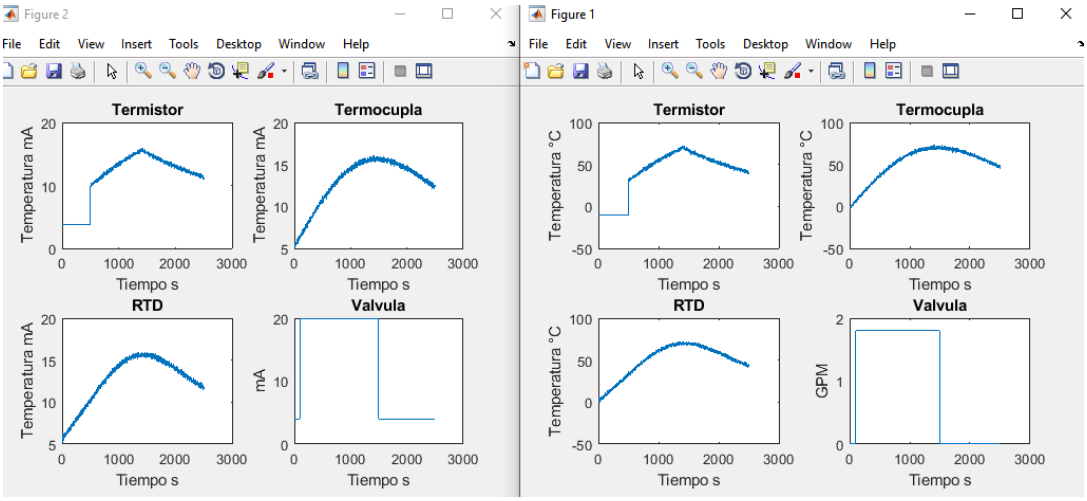
Adicionalmente la Red Neuronal entrenada solo identifica dos posibles estados del proceso 0 o 1

Figura 31. Interfaz gráfica de usuario - Una muestra



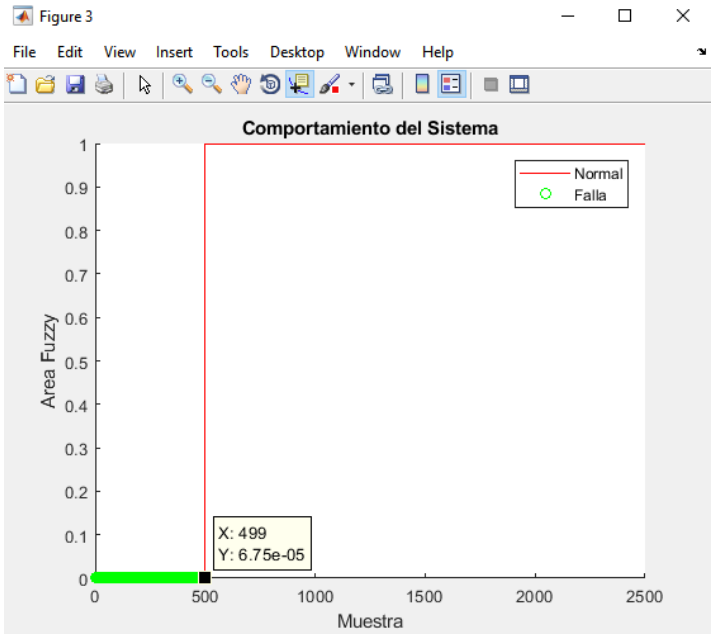
Fuente: los autores

Figura 32. Interfaz gráfica de usuario – Señal figuras 1 y 2



Fuente: los autores

Figura 33. Interfaz gráfica de usuario – Señal falla



Fuente: los autores

A continuación se exponen diferentes resultados de fallos simulados con el fin de ilustrar posibles errores en el desempeño de la máquina en los tres mecanismos descritos: Tanque de Proceso, enfriador o intercambiador, ya sean de forma

individual o simultánea, así como simulaciones de reinicio de la máquina en diferentes circunstancias, desconexión de alguno de los sensores entre otras.

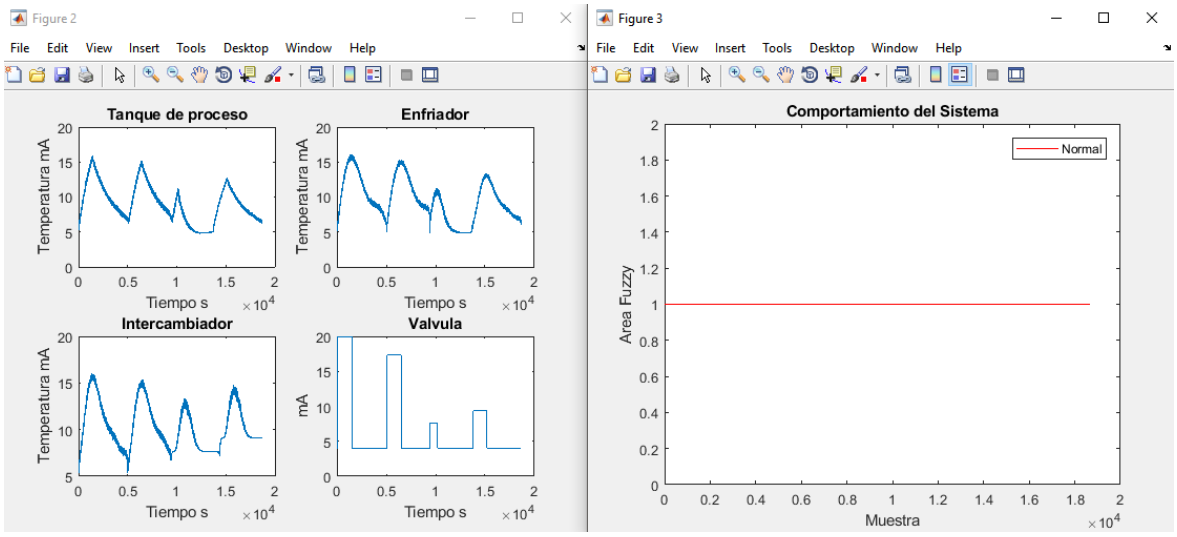
5.1 RESULTADOS Y PRUEBAS DEL SISTEMA INTELIGENTE - INTERFAZ GRAFICA USUARIO

A continuación se exponen resultados de fallos simulados con el fin de ilustrar los posibles errores en el desempeño del Equipo T5553 en los tres mecanismos descritos: Tanque de proceso, Enfriador e Intercambiador de calor de Placas paralelas, debido a que la maquina dispone únicamente de estos tres sensores que evidencias falla alguna en el funcionamiento. Se generaron las fallas de forma individual y simultánea durante 40 minutos. Dichas fallas son las que se pueden presentar en el equipo al momento de realizar prácticas de laboratorio por parte de los estudiantes de la Universidad Distrital.

5.1.1 Test de comparación para identificación de fallas.

Comportamiento normal del proceso durante 3 horas, variando la entrada del proceso sin generar falla alguna en el equipo. Para la interpretación de las fallas se debe tener en cuenta que los rangos de los sensores es de 4 a 20 mA.

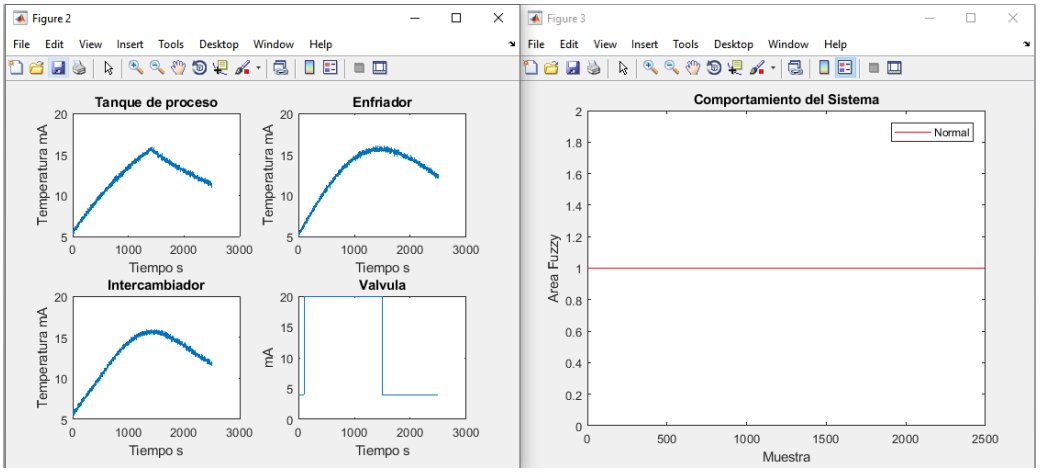
Figura 34. Comportamiento normal del proceso durante 3 horas



5.1.2 test # 1 funcionamiento normal del equipo durante 40 minutos.

En este test no se generaron cambios en el equipo.

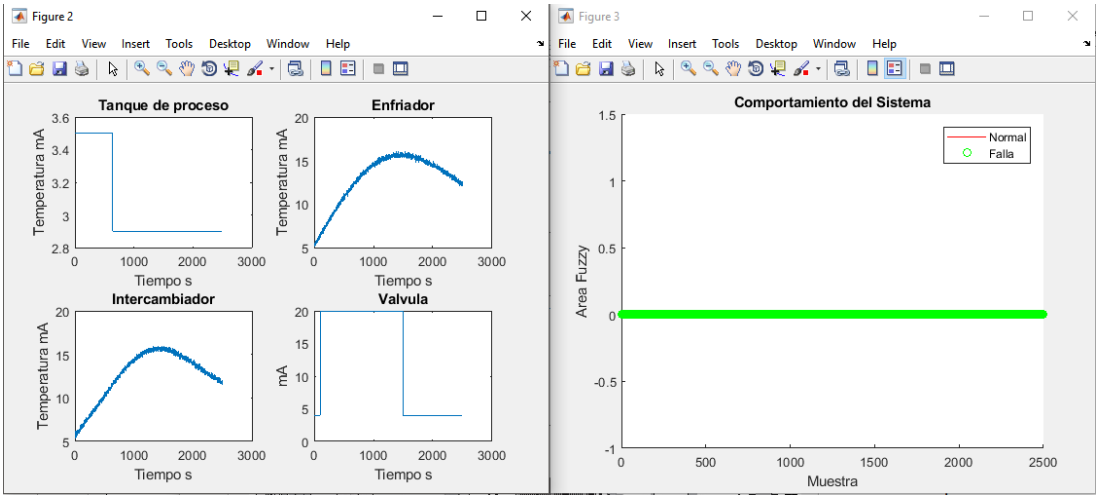
Figura 35. Test # 1.



5.1.3 Test # 2 Fallo en el tanque de proceso.

Cuando la medición está por debajo de 4mA, la falla puede ocurrir por dos posibles causas: el tanque de proceso está vacío o la válvula de salida del tanque de proceso se encuentre cerrada. Los demás componentes no están en fallo debido a que se comportan de la forma esperada y se encuentran entre el rango de funcionamiento normal de 4 a 20 mA.

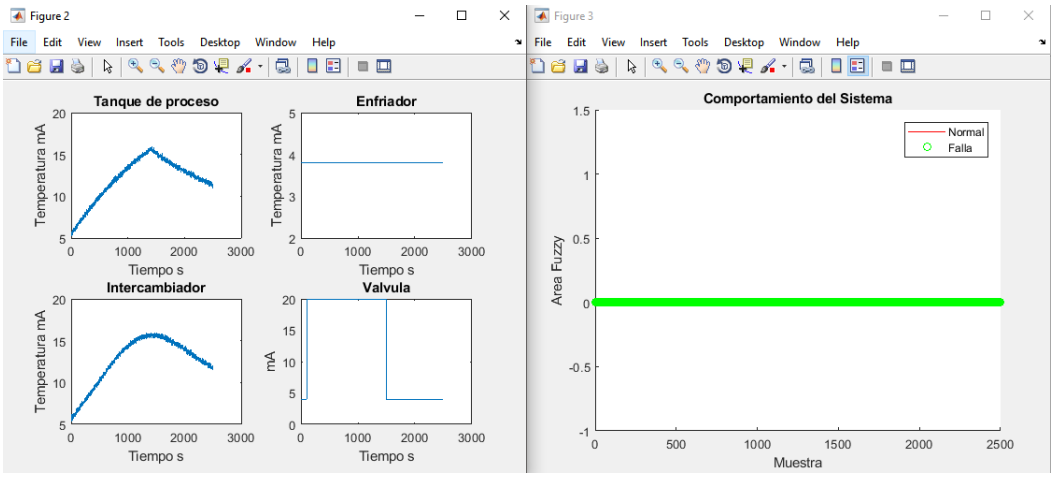
Figura 36. Test # 2



5.1.4 Test # 3 Fallo en el enfriador.

Esta falla ocurre cuando el enfriador está apagado. Los demás componentes no están en fallo debido a que se comportan de la forma esperada y se encuentran entre el rango de funcionamiento normal de 4 a 20 mA.

Figura 37. Test # 3.



5.1.5 Test # 4 Fallo en el transmisor de temperatura del intercambiador de calor.

En este caso es el intercambiador de calor de agua caliente del lazo de servicio es el que presente la falla. No se debe a que se encuentre apagado debido a que la medición supera los 20 mA. Este fallo puede ser por dos posibles casos: cuando la medición está por encima del límite, es un fallo por un calentamiento excesivo en las placas paralelas y el trasmisor de temperatura supero el calentamiento que puede leer el sensor.

5.1.6 Test # 5 fallo en el intercambiador de calor y en el tanque de proceso

Se evidencias los dos fallos mediante las gráficas. Como se mencionó en el caso anterior en intercambiador de calor puede presentar fallas por dos razones, en este caso es porque la medición está por debajo de 4 mA, la falla se presenta en la bomba del lazo de calentamiento cuando está apagada.

Y el tanque de proceso supero los 20 mA, el agua de proceso saturo el transmisor de temperatura del termistor, este fallo genera una señal de seguridad en la planta, un fusible, para apagar la bomba del tanque de proceso.

Figura 38. Test # 4

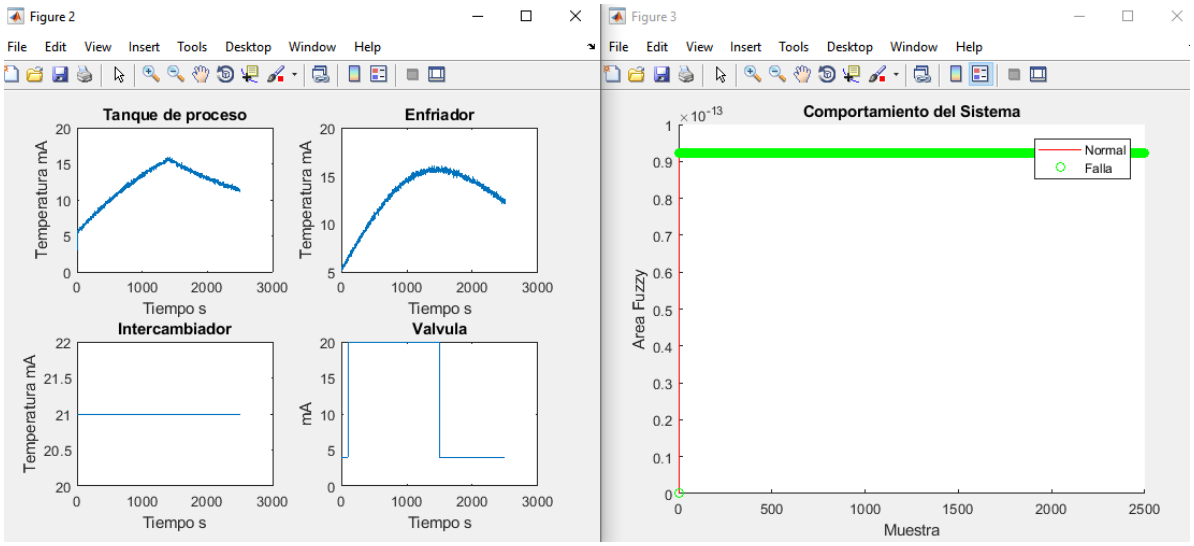
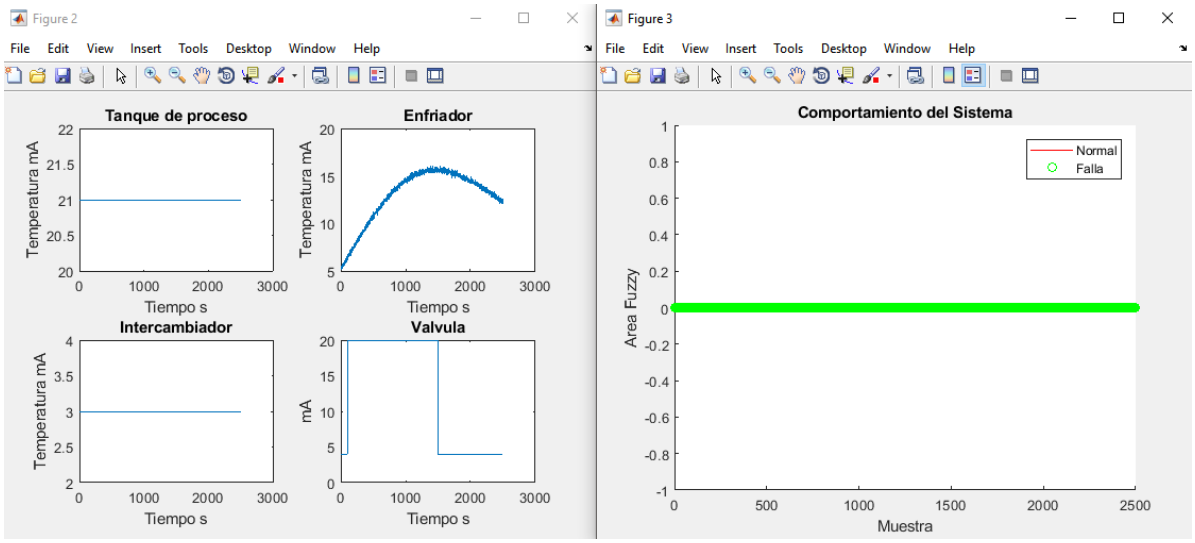


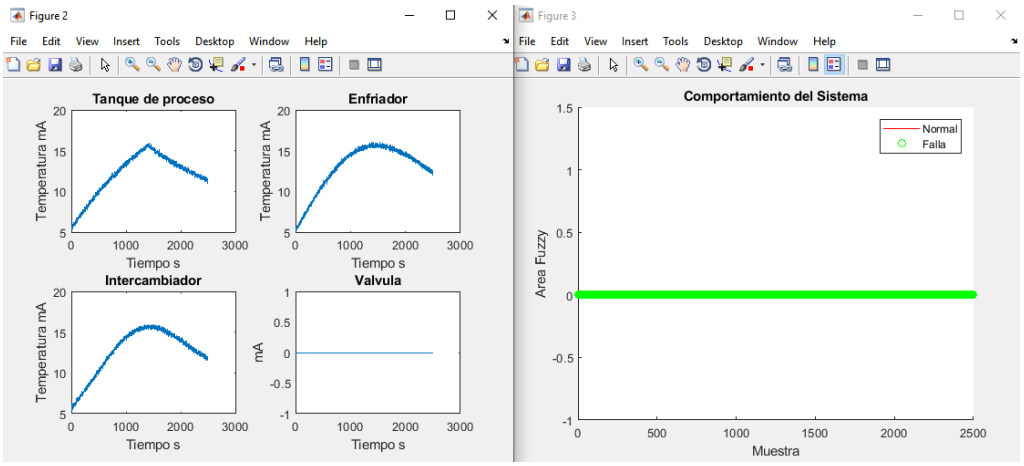
Figura 39. Test # 5.



5.1.7 Test # 6 Fallo en la TAD

La falla se presenta en la salida del proceso, y se produce cuando tarjeta de adquisición de datos no está encendida o se encuentra mal conectada al equipo.

Figura 40. Test # 6.



5.1.8 Test # 7. Corto circuito en la salida de la fuente

Todo está apagado menos la TAD, debido a que esta es independiente del equipo. Esta falla se presenta cuando se dispara la protección eléctrica del totalizador de la planta o se genera cuando se genera un corto circuito en la salida fuente de la planta de proceso T5553.

5.1.9 Test # 8 Intermitencia en el tanque de proceso

Falla en la lectura de la TAD durante los 500 primeros segundos de la toma de datos. Se puede generar por una mala conexión en el panel de control del equipo o en la TAD, o el sensor de temperatura (termistor) se encontraba desconectado.

Figura 41. Test # 7

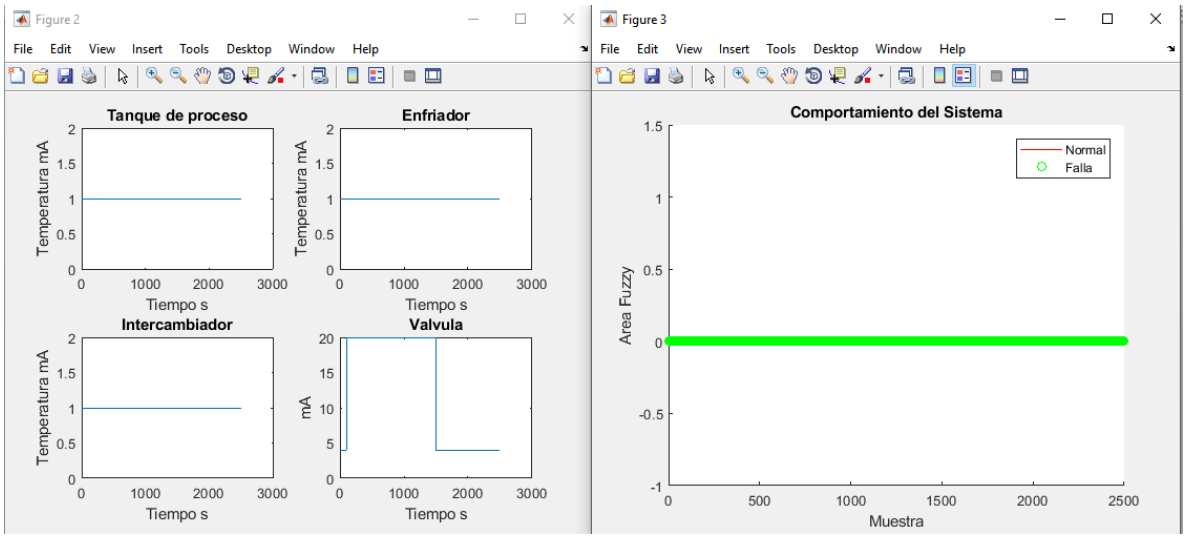
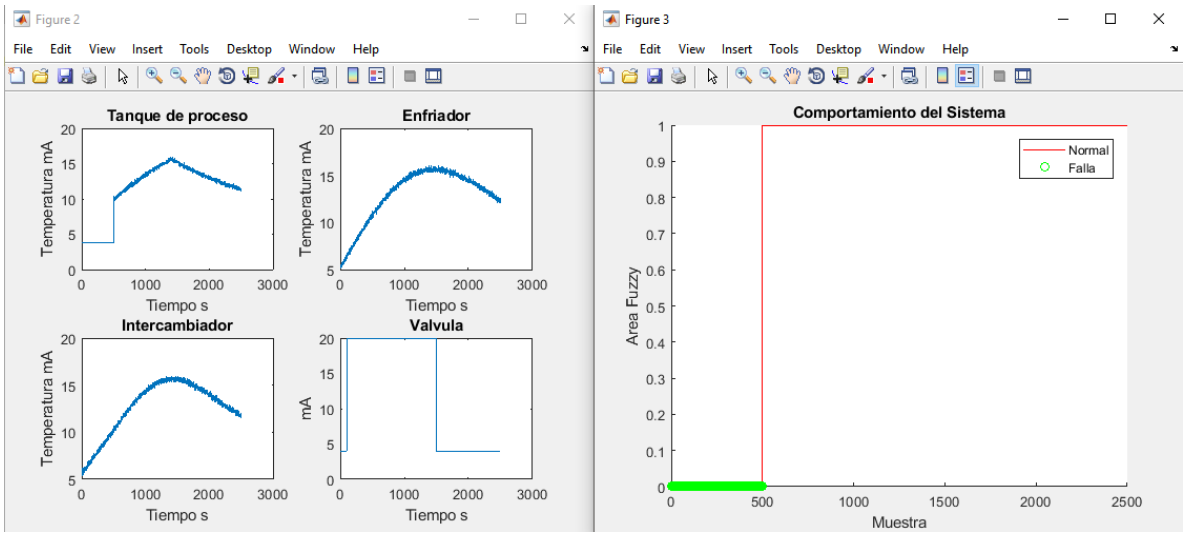


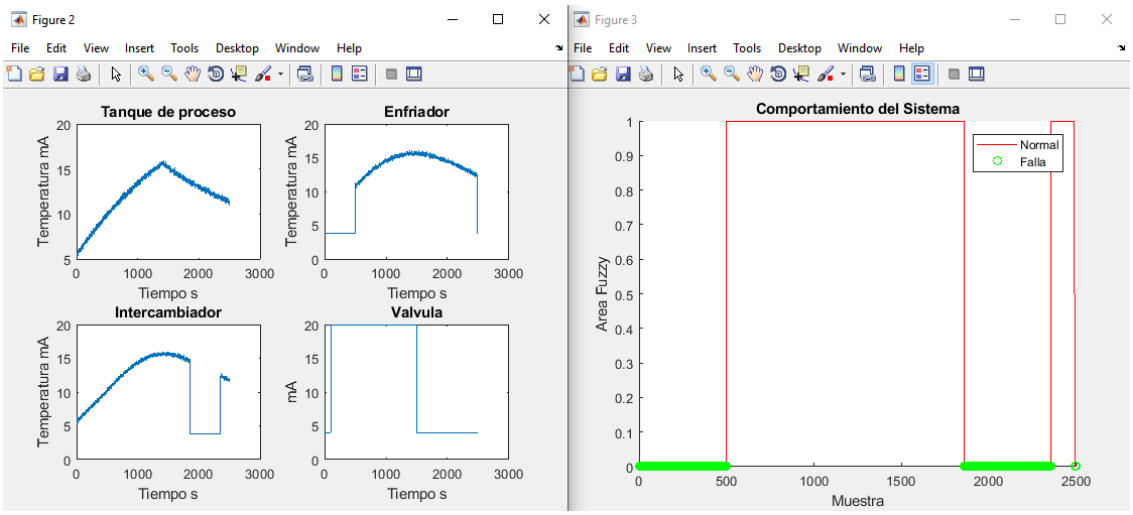
Figura 42. Test # 8.



5.1.10 Test # 9. Intermitencia en el intercambiador y enfriador

Al igual que en el Test # 8, la falla se presenta en la lectura de la TAD durante un tiempo en la toma de datos. Se puede generar por una mala conexión en el panel de control del equipo o en la TAD, o el sensor de temperatura se encontraba desconectado, en este caso se desconectó el sensor del enfriador (termocupla) y el sensor del intercambiador (RTD) no simultáneamente.

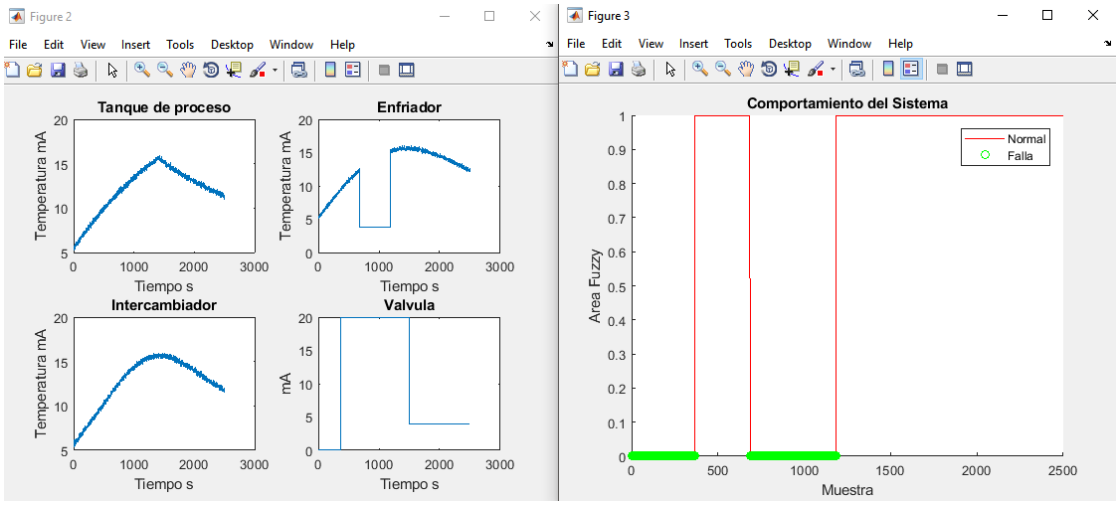
Figura 43. Test # 9.



5.1.11 Test # 10. Intermitencia en: la válvula de servicio y enfriador

En este caso se generó intermitencia en el enfriador (termocupla) y una falla en la alimentación de la válvula debido a que no está iniciando desde 4 mA.

Figura 44. Test # 10.



6. CONCLUSIONES

El sistema de detección y diagnóstico de fallas para la planta de procesos de control térmico T5553-BD desarrollado, cumplió con los objetivos trazados inicialmente, y fue generado usando inteligencia artificial a partir de un sistema de redes neuronales de MatLab.

Se realizaron experimentos de monitoreo del proceso, obteniendo datos de funcionamiento normal del equipo y datos a partir de las fallas generadas para que el entrenamiento de la red pudiera realizar la comparación de los mismos y poder diagnosticar las fallas.

Se generó una base de datos con las señales emitidas por los sensores ubicados en las salidas de los tres sensores térmicos disponibles en el equipo T5553, tanto en funcionamiento normal, como con las fallas generadas.

Se entrenó una red neuronal multicapas de 37 neuronas a partir de 18700 datos tomados durante 3 horas continuas en el equipo de control térmico.

La Red neuronal detecto tres posibles fallas: una por desconexión de cualquiera de los tres sensores, la segunda por ausencia de caudal en los rotámetros siendo una posible causa que la bomba de servicio se encuentre apagada y una variación de temperatura entre los tres sensores con una diferencia superior entre ello de más de 6°C que es la caída de temperatura que genera el intercambiador.

Se creó una interfaz sencilla mediante MatLab, la cual contiene una imagen de la planta de proceso térmico T5553 en la cual se identificara donde se encuentra la falla del sistema mediante un círculo rojo o amarillo; y en la parte derecha se encuentran paneles para poder ingresar los valores de forma manual en mA de los tres sensores de temperatura y la válvula del lazo de servicio.

7. BIBLIOGRAFÍA

[1] Maich, Aloysius (1995). A Hobbes Dictionary. Blackwell

[2] «Revisión histórica del concepto de inteligencia: Una aproximación a la inteligencia». Redalyc. Consultado el 7 de junio de 2017 Maich, Aloysius (1995). A Hobbes Dictionary. Blackwell.

[3] PONCE CRUZ, Pedro. Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingenieria, Mexico, Alfaomega, 2010

[4] Hochel, M., & Milán, E. G., Conciencia, capitulo 2, 2004

[5] Garavito, A., & Meneses, C. (2014). Prospectiva Neuro-Fuzzy.

[6] CADENA Juan; PEREZ Sandra. Aplicación de redes neuronales probabilísticas en la detección de fallas incipientes en transformadores. En: Scientia et Technica Año XIV, No 39, Sep. 2008. Pag 48-53.

[7] Hurtado-Cortés, L. L., Villarreal-López E., & Villarreal-López, L. Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte. DYNA 83 (199) pp. 19-28, 2016

[8] GARAVITO A., Fredy A. Inteligencia artificial como herramienta en la detección de fallas en los equipos de levantamiento mecánico en la industria petrolera. Bogotá, 2017, Articulo de investigación (Especialización en alta gerencia). Universidad Militar Nueva Granada. Facultad de Ciencias Economicas.

[9] Xabier Basogain Olabe, Curso: Redes Neuronales Artificiales y sus Aplicaciones, 2008. Pag 5-45.

[10] Sadeghi, M., Rafiee, J., Arvani, F. and Harifi, A., A Fault detection and identification system for gearboxes using neural networks, in International Conference on Neural Networks and Brain, ICNNB'05, 2, pp. 964-969, 2005. DOI: 10.1109/ICNNB.2005.1614780.

[11] BALCELLS, Josep. y ROMERAL, José. Aplicaciones de los PC industriales. En: Autómatas Programables. Barcelona: Marcombo Boixareu, 1997. p. 374-382.

[12] COLOMER, Joan; MELENDEZ, Joaquim y AYZA, Jordi. Sistemas de Supervisión. [en línea]. 1 ed. Barcelona, España. CEA Comité Español de

[13] DESONGLES CORRALES, Juan, et al. Diseño del interfaz de usuario. En: Técnicos de soporte informático de la comunidad de Castilla y León. Sevilla, España. Mad, S.L, 2006. p. 91-118.

[14] NIÑO, Jesús. Tareas básicas I. En: Sistemas operativos monopuesto. Madrid, España: Editex, 2011. p. 118-121.

[15] Automática. 1999. Consultado octubre 2017. Disponible en Internet <URL: http://intranet.ceautomatica.es/sites/default/files/>.

[16] Temperature Process Control Learning System. Consultado junio 2017. Dsiponible en: http://www.amatrol.com/coursepage/temperature-process-control-training/

[17] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, K. Yin, and S. Kavuri. A rewiew of process fault detection and diagnosis: Quantitative model-based methods. Computers and Chemical Engineering, 272:293/311, 2003c.

[18] Calderón, Jhon Albeiro; Cadavid, Julian Moreno; Ovalle, Demetrio Arturo. DYNA, Volumen 75, Número 156, p. 99-107, 2008. ISSN electrónico 2346-2183. ISSN impreso 0012-7353. Red neuronal para la clasificación de fallas en líneas de transmisión a partir de registros de osciloperturbografía

[19] Chacón, L (2012).Las Fallas. [Documento en línea] Consultado el 19 de abril de 2015 en: http://es.slideshare.net/avanzado2/5-las-fallas.

[20] Karpenko, M. and Sepehri, N., A neural network based fault detection and identification scheme for pneumatic process control valves, in 2001 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1, pp. 93-98, 2001. DOI: 10.1109/ICSMC.2001.969794.

[21] EFE, El TIEMPO, 15 de octubre 2017, “Inteligencia artificial: revolución invisible capaz de cambiarlo todo”. Consultado Julio 2017. Disponible en: http://www.eltiempo.com/tecnosfera/novedades-tecnologia/implicaciones-eticas-y-sociales-de-la-inteligencia-artificial-en-el-futuro-141496.

[22] Vargas, Ernesto. Neira, Nelson. Quintero, Virgilio. Aplicación del modelo neuro difuso ANFIS vs Redes Neuronales, al problema predictivo de caudales medios mensuales del rio Bogotá en Villapinzón., Clasificación del equipo de investigación (Conciencias). Fecha de Aceptación: 3 agosto del 2010.Revista Tecnura, Volumen 14, Numero 27, pag. 18 -29.

[23] García-feijoó J, Carmona Suárez E, Gallardo lm, González Hernández M, Fernández Vidal a, González de la Rosa M, Mira Mira J, García Sánchez J., Desarrollo de un sistema automático de discriminación del campo visual glaucomatoso basado en un clasificador neuro-fuzzy. Disponible en: http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0365-66912002001200006

ANEXOS

Anexo A Datos usados para entrenar la Red Neuronal