



**GENERACIÓN DE MODELOS COMPUTACIONALES
DE TEMPERATURA EN FUNCIÓN DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA PARA UN
SISTEMA DE CALENTAMIENTO MONOFÁSICO EN CONDICIONES DE
OPERACIÓN NORMAL Y DE FALLA.**

**DIANA MARCELA CASTELLANOS GUARÍN
ANDRÉS FELIPE SOTO HERNÁNDEZ**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2007**

**GENERACIÓN DE MODELOS COMPUTACIONALES
DE TEMPERATURA EN FUNCIÓN DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA PARA UN
SISTEMA DE CALENTAMIENTO MONOFÁSICO EN CONDICIONES DE
OPERACIÓN NORMAL Y DE FALLA.**

**DIANA MARCELA CASTELLANOS GUARIN
ANDRÉS FELIPE SOTO HERNÁNDEZ**

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de
Ingeniero Electrónico.**

**Director
RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA, PhD.**

**Codirector
CARLOS RODRIGO CORREA CELY, PhD.**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2007**

AGRADECIMIENTOS

Especial agradecimiento a la Universidad Industrial de Santander, a nuestro director, PhD. RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA y nuestro codirector Phd. CARLOS RODRIGO CORREA CELY, por habernos facilitado los medios, guiado el proceso e impartido los conocimientos necesarios para el desarrollo del presente trabajo.

Los Autores del proyecto.

A Dios que desde el cielo nos guía.

A mis padres y mi hermano por su apoyo incondicional.

A mis amigos y todas las personas que me acompañaron y brindaron su apoyo haciendo posible el desarrollo de este trabajo.

Diana Marcela Castellanos Guarín

A mi padre y mi hermana quienes siempre me brindaron apoyo incondicional.

A mi madre, quien me cuida desde el cielo y nunca me deja solo.

A toda mi familia, a Adriana, mis amigos, y todos quienes estuvieron en los momentos más difíciles.

Andrés Felipe Soto Hernández

CONTENIDO

	Pág
INTRODUCCIÓN	1
1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS	2
1.1 TRANSFERENCIA DE CALOR	3
1.1.1 Conducción de calor	3
1.1.2 Convección de calor	4
1.1.2 Radiación térmica	4
1.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES	5
1.2.1 Introducción a las R.N.A	5
1.2.2 El modelo de la neurona artificial y la arquitectura de las redes	5
1.2.3 Redes de tipo backpropagation	6
1.3 MODELADO Y SIMULACIÓN DE SISTEMAS EN ANSYS	8
1.4 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	9
2. MODELO MATEMÁTICO DEL SISTEMA	10
2.1 MODELADO DEL SISTEMA DE CALENTAMIENTO EN CONDICIONES DE OPERACIÓN NORMAL	11
2.1.1 Construcción del modelo	11
2.1.2 Solución por elementos finitos	11
2.1.3 Resultados de la solución	11
2.1.4 Geometría del modelo	12
2.1.5 Generación de la malla	14
2.1.6 Solución por elementos finitos	14
2.1.7 Resultados de la solución	16
2.2 MODELADO DE LAS FALLAS DEL SISTEMA DE CALENTAMIENTO	18
2.2.1 Perturbación térmica externa	18
2.2.2 Fuga de aceite en el sistema	19
2.2.3 Variación en las propiedades del aceite	25
3. MODELOS CON REDES NEURONALES ARTIFICIALES.	27
3.1 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO	27
3.1.1 Datos de entrenamiento	27
3.1.2 Creación de la red neuronal artificial	28
3.1.3 Entrenamiento de la red	30
3.1.4 Simulación de la respuesta de la red	31
3.2 DESEMPEÑO DE LOS MODELOS	32
4. PRUEBAS EXPERIMENTALES	34
4.1 DESCRIPCIÓN DEL PROTOTIPO EXPERIMENTAL	34
4.1.1 Elementos básicos del prototipo experimental	34
4.1.2 Elementos usados en la adquisición de señales	35

4.1.2.1 Sensor de temperatura	35
4.1.2.2 Interfase gráfica para la adquisición de señal	36
4.2 PRUEBAS REALIZADAS	36
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS	41
5.1 VALIDACIÓN DEL MODELO PARA CONDICIONES DE OPERACIÓN NORMAL	41
5.2 VALIDACIÓN DEL MODELO INCLUYENDO UNA PERTURBACIÓN TÉRMICA EXTERNA	43
5.3 VALIDACIÓN DEL MODELO EN CONDICIONES DE FUGA DE ACEITE	45
5.4 VALIDACIÓN DEL MODELO CONSIDERANDO ACEITE QUEMADO	45
5.5 COMPARACIÓN DE LOS MODELOS OBTENIDOS	47
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	53
6.1 CONCLUSIONES	53
6.2 RECOMENDACIONES	55
BIBLIOGRAFÍA	56

LISTA DE TABLAS

	Pág
Tabla 1. Ordenes de magnitud de algunos coeficientes de transferencia de calor medio	4
Tabla 2. Punto de fusión y propiedades térmicas del cobre y hierro moldeado a 300K	12
Tabla 3. Propiedades térmicas del aceite de motor sin usar (SAE50).	12
Tabla 4. Función NEWFF	29
Tabla 5. Error Porcentual Medio.	33
Tabla 6. Características de la resistencia de calor.	34
Tabla 7. Dimensiones del recipiente.	34
Tabla 8. Datos de tensión, corriente y temperatura ambiente tomados durante las pruebas.	40
Tabla 9. Error porcentual medio.. Modelo normal	43
Tabla 10. Error porcentual medio. Perturbación térmica externa	45
Tabla 11. Error porcentual medio. Modelo Fuga	47
Tabla 12. Error porcentual medio. Aceite quemado	49
Tabla 13. Error relativo porcentual.	51

LISTA DE FIGURAS

	Pág
Figura 1. La neurona biológica y la neurona artificial..	6
Figura 2. Corte lateral y cotas principales del sistema creado en AutoCAD	13
Figura 3. Geometría total del sistema	14
Figura 4. Modelo después de ser enmallado	15
Figura 5. Temperatura del sistema para dos tiempos distintos (a)400 seg.(b)2000 seg.	16
Figura 6. Perfil de temperatura en la superficie del recipiente en t=400 seg.	17
Figura 7. Temperatura del recipiente para 369 seg	17
Figura 8. Perfil de distribución de temperatura en los diferentes Nodos para condiciones de operación normal..	18
Figura 9. Geometría del modelo considerando una segunda Fuente de calor después de ser enmallado.	19
Figura 10. Temperatura del sistema para dos tiempos distintos (a)400 seg.(b)2000 seg.	20
Figura 11. Perfil de temperatura en la superficie del recipiente Incluyendo una perturbación térmica en t=400 seg.	20
Figura 12. Perfil de de temperatura en función del tiempo para Los diferentes nodos considerando una perturbación..	21
Figura 13. Modelo geométrico considerando una fuga del fluido en el sistema después de ser enmallado..	22
Figura 14. Temperatura del sistema para dos tiempos distintos (a)400 seg.(b)2000 seg.	22
Figura 15. Perfil de temperatura en la superficie del recipiente considerando una fuga en el fluido en t=400 seg.	23

Figura 16. Temperatura en el recipiente considerando una fuga en el fluido para dos tiempos distintos.	24
Figura 17. Perfiles de de temperatura en función del tiempo para los diferentes nodos ..	24
Figura 18. Perfil de temperatura en la superficie lateral del recipiente en $t=400$ seg.	25
Figura 19. Perfiles de de temperatura en función del tiempo para los diferentes nodos ..	26
Figura 20. Arquitectura de una red multicapa	29
Figura 21. Arquitectura de la red Artificial implementada.	30
Figura 22. Respuesta del sensor 1 para el modelo de operación normal	31
Figura 23. Montaje del sensor.	35
Figura 24. (a)TOP. (b)BOT	35
Figura 25. Interfase grafica de adquisición de datos.	36
Figura 26. Elementos del montaje experimental	37
Figura 27. TMP35.Sensores de temperatura	38
Figura 28. Montaje experimental	38
Figura 29. Señales proporcionadas por los sensores bajo condiciones e operación normal del sistema	39
Figura 30. Señales proporcionadas por el sensor 6 bajo condiciones de operación normal y de falla	40
Figura 31. Comparación modelo R.N.A vs datos experimentales en condiciones de operación normal	41
Figura 32. Comparación modelo R.N.A vs datos experimentales bajo la presencia de una perturbación térmica	44
Figura 33. Comparación modelo R.N.A vs datos experimentales fuga de aceite	46

Figura 34. Comparación modelo R.N.A vs datos experimentales aceite quemado	48
Figura 35. Comparación de las salidas de las RNA para cada condición de operación	50

LISTA DE ANEXOS

	Pág
Anexo A. Análisis de elementos finitos para dispositivos termoeléctricos en ansys	57
Anexo B. Programas en matlab.	61
Anexo C. Datasheet del sensor de temperatura	64
Anexo D. Tarjeta de adquisición de datos.	84
Anexo E. Construcción geométrica del modelo en Ansys	98

SUMMARY

TITLE: AN IMPLEMENTATION OF COMPUTER BASED MODELS OF TEMPERATURE AND ELECTRICAL ENERGY FOR A THERMAL-ELECTRIC SYSTEM OPERATING IN NORMAL CONDITIONS AND FAILURE CONDITIONS.*

Authors:*

**DIANA MARCELA CASTELLANOS GUARIN
ANDRÉS FELIPE SOTO HERNÁNDEZ**

Key Words: Thermal-Electric Systems, System Modeling, ANSYS, Artificial Neural Networks.

This project presents the application of Artificial Neural Networks to the modeling of dynamics systems. Particularly, the ANN will be used to model a thermal heating system consistent of a thermal-electric element, made of commercial cooper, immersed in motor oil. Four system models are generated, one for the normal operation settings and three for modified operation conditions named as "failure", among which the following ones are taken into account: motor oil variations (burned/used oil), leak of oil, and the presence of an external thermal perturbation which is accomplished by adding an extra thermal-electric element with different properties, like less power generation, compared to the one which is part of the system itself. The system behavior will be simulated and characterized using ANSYS, which based on the Finite Element Method performs a complete system analysis. Using the set of data provided by ANSYS, four Artificial Neural Networks will be trained using Matlab functions and applications, and each one will emulate the dynamic behavior of the system temperature due to the amount of energy absorbed by the system itself, for every cases of study. At the end, an experimental validation of every model developed will be made using an experimental prototype of the system.

Based on the experimental validations, it has been established that the system models implemented are able to predict the dynamics of the temperature when energy is applied to the system's inputs. Additionally, this prediction is made at high speeds, resulting in less computational costs.

A future use for these models would be the implementation of a damage monitoring system or a model based control system.

* TRABAJO DE GRADO.

* FACULTAD DE DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES. PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA. DIRECTOR: PhD. RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA.

RESUMEN

TITULO: GENERACIÓN DE MODELOS COMPUTACIONALES DE TEMPERATURA EN FUNCIÓN DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA PARA UN SISTEMA DE CALENTAMIENTO MONOFÁSICO EN CONDICIONES DE OPERACIÓN NORMAL Y DE FALLA.*

Autores:*

**DIANA MARCELA CASTELLANOS GUARIN
ANDRÉS FELIPE SOTO HERNÁNDEZ**

Palabras Claves: Sistemas Termo-Eléctricos, Modelo de Sistemas, ANSYS, Redes Neuronales Artificiales.

Este proyecto presenta la aplicación de las redes neuronales artificiales en el modelado computacional de sistemas dinámicos. En particular, se aplican para el caso de un sistema térmico constituido por una resistencia de calentamiento fabricada en cobre comercial, la cual se encuentra sumergida en aceite de motor. Se obtienen tres modelos del comportamiento del sistema, uno en condiciones de operación normal y los tres restantes en condiciones de operación modificada enunciadas como "fallas", entre las cuales se tienen en cuenta: la variación en las propiedades del aceite, la disminución del nivel de aceite, y la presencia de una perturbación por calentamiento la cual se logra con el uso de una resistencia adicional del mismo material pero de menor potencia. La caracterización del comportamiento del sistema se aproxima utilizando ANSYS, herramienta computacional para análisis de sistemas basada en el método de elementos finitos. Con los datos obtenidos con este software, se entrenan cuatro Redes Neuronales Artificiales en la plataforma de Matlab, cada una de las cuales representa la dinámica de la temperatura del sistema en función de la energía consumida por este, para cada uno de los casos estudiados. Finalmente, se logra la validación experimental de los modelos con el uso de un prototipo del sistema.

De acuerdo con la validación experimental, se encuentra que los modelos obtenidos para las diferentes condiciones de operación del sistema predicen aceptablemente el comportamiento del sistema real ante una entrada de energía. Estos modelos son computacionalmente eficientes, principalmente debido al reducido tiempo de cómputo que emplean.

El trabajo deja las puertas abiertas para la implementación de sistemas de diagnóstico en tiempo real y control por modelos, esto en parte gracias a la rapidez con que responden los modelos.

* TRABAJO DE GRADO.

* FACULTA DE DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES. PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA. DIRECTOR: PhD. RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA.

INTRODUCCIÓN

El diagnóstico del funcionamiento de procesos o dispositivos se ha convertido en un asunto de investigación muy activo hoy día. Las fallas deterioran el desempeño de los sistemas o equipos causando a su vez un aumento en los costos y disminución de la producción, lo cual no es conveniente para las empresas, donde la necesidad de equipos y procesos eficientes que cumplan unas condiciones mínimas de operación es definitiva para sobrevivir en un mercado donde la competitividad esta siempre en aumento. Estas necesidades han motivado el interés en el desarrollo de mecanismos para descubrir y diagnosticar fallas, para así mantener los sistemas en los niveles deseados de seguridad, producción y confiabilidad.

En los últimos años la supervisión de procesos, detección de fallas y su aislamiento han estado basados principalmente en el empleo de modelos que se aproximen en gran medida al sistema real supervisado pero que sea eficiente, realizable y de bajos costos computacionales.

Teniendo en cuenta estas tendencias y necesidades actuales, el presente trabajo de grado plantea una metodología para generar modelos computacionales, usando redes neuronales artificiales, que representen el comportamiento dinámico de la temperatura en un sistema de calentamiento eléctrico monofásico, las dinámicas del sistema a ser representadas corresponden a condiciones de operación normal y de falla. Debido a que la mayoría de los problemas en el entorno industrial se ven reflejados por cambios en la temperatura de los procesos o dispositivos, se ha considerado ésta como una de las variables de estudio, junto con la energía eléctrica asociada al proceso o sistema.

El uso de redes neuronales artificiales permite generar modelos que cuenten con características de adaptabilidad y demás beneficios computacionales inherentes a las mismas, brindando la posibilidad de ser usadas en un sistema de diagnóstico. Además, su aplicabilidad se extiende a tareas de control, diseño, entre otras.

Este trabajo de grado plantea un procedimiento para la generación de estos modelos, el cual consiste en la simulación del sistema usando un software para el análisis por elementos finitos ANSYS, mediante el cual se obtienen los datos necesarios para el entrenamiento de las redes neuronales artificiales. Una vez obtenidos estos modelos, es posible validar los resultados censando el comportamiento de las variables implicadas en un prototipo experimental coincidente con el ya simulado.

En el primer capítulo de este documento se exponen el marco teórico y los fundamentos sobre los cuales se basa el trabajo desarrollado, presentando las definiciones básicas de transferencia de calor, redes neuronales artificiales, así

como una introducción y descripción del software ANSYS para el análisis de sistemas y dispositivos.

El capítulo siguiente, describe en detalle el procedimiento efectuado con el fin de obtener el comportamiento del sistema en estudio mediante simulaciones basadas en los algoritmos del software ANSYS.

Los algoritmos necesarios para la creación, entrenamiento y simulación de los modelos obtenidos con Redes Neuronales Artificiales, se describen con detalle en el tercer capítulo del documento. Esta implementación se efectúa apoyándose en funciones contenidas en el software Matlab.

La idea de una validación experimental plantea la necesidad de un sistema de adquisición de señales, el cual permita censar la temperatura en puntos específicos del prototipo experimental. De igual forma, se hace necesario almacenar estas señales para su futura comparación. Esta etapa del proyecto se detalla en el cuarto capítulo.

La validación de los modelos obtenidos mediante las redes neuronales artificiales junto con el análisis de los resultados se presentan en el quinto capítulo.

Finalmente las conclusiones y observaciones pertinentes del proyecto se plantean en el último capítulo.

1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

En el presente capítulo se presenta el marco teórico que sustenta el desarrollo del proyecto. Se hace un estudio de los conceptos fundamentales de transferencia de calor y redes neuronales artificiales, luego se presentan las bases del análisis y simulación de sistemas o dispositivos en ANSYS. Al final del capítulo se presenta una descripción del problema.

1.1 TRANSFERENCIA DE CALOR

La transferencia de calor, definida como la transmisión de energía de una región a otra, como resultado de una diferencia de temperatura, ha sido objeto de estudio debido a su presencia en las diversas aplicaciones.

La transferencia de calor en ingeniería se ocupa del cálculo de la velocidad a la que el calor fluye en un medio dado, a través de una interfaz o entre dos superficies, así como la determinación de las temperaturas asociadas.[8]

Se reconocen tres modos diferentes de transferencia de calor, los cuales son: Conducción, Convección y Radiación.

1.1.1 Conducción de Calor. Cuando existe un gradiente de temperatura en un cuerpo, la experiencia ha mostrado que existe una transferencia de energía de la región de alta temperatura a la región de baja temperatura. Se dice que la energía se transmite por conducción y que la razón de transferencia de calor por unidad de área es proporcional al gradiente normal de temperatura.

$$q = -k \frac{dT}{dx} \quad (1.1)$$

Donde q es el flujo de calor por unidad de área perpendicular a la dirección del flujo [W/m^2], T es la temperatura local [K o $^{\circ}C$], x es la coordenada de la dirección del flujo [m] y k corresponde a la constante de proporcionalidad, siendo esta la conductividad térmica de la sustancia, cuyas unidades son $W/m K$. La ecuación 1.1 es conocida como la Ley de Fourier de conducción de calor.

1.1.2 Convección de calor. La convección o transferencia de calor convectiva es el término que se usa para describir la transferencia de calor de una superficie a un fluido en movimiento. El flujo puede ser forzado o natural. Estos dos tipos de flujo pueden ser internos o externos. Además, un flujo, ya sea forzado o natural, puede ser laminar o turbulento [8].

La velocidad de transferencia de calor por convección es una función complicada de la geometría de las superficies, la velocidad, propiedades termo físicas del fluido y la temperatura de ambos. En el caso de un fluido forzado externo, la velocidad de transferencia de calor esta dada como:

$$q_s = h_c \Delta T \quad (1.2)$$

donde $\Delta T = T_s - T_e$, es la diferencia de temperatura entre la superficie y la corriente libre del fluido, q_s es el flujo de calor de la superficie al fluido [W/m^2] y h_c es el coeficiente de transferencia de calor por convección, cuyas unidades son [$W/m^2 K$]. La ecuación (1.2) es conocida como ley de enfriamiento e Newton.

La Tabla 1 presenta algunos coeficientes de transferencia de calor medio para un flujo y fluido dado.

Tabla 1. Ordenes de magnitud de algunos coeficientes de transferencia de calor medio

Flujo y Fluido	\bar{h}_c [$W/m^2 K$]
Convección libre, aire	3 -25
Convección libre, agua	15 -100
Convección forzada, aire	10 -200
Convección forzada, agua	50 -10000
Convección forzada, sodio líquido	10000 -100000
Condensación de vapor	5000-50000
Ebullición de agua	3000 -100000

Fuente: Transferencia de Calor MILLS [8]

1.1.3 Radiación térmica. En contraste con los mecanismos de conducción y convección, donde la transferencia de energía se realiza a través de un medio, el calor también puede ser transferido hacia regiones donde existe un vacío perfecto. El mecanismo en este caso es radiación

electromagnética, si esta se propaga como resultado de una diferencia de temperatura es llamada radiación térmica.

Todos los cuerpos emiten energía y a su vez la absorben de sus alrededores.

La superficie que mejor emite radiación a una tasa máxima es conocida como cuerpo negro, su comportamiento es tomado como base para representar el comportamiento de las superficies reales.

1.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

1.2.1 Introducción a las R.N.A. Las necesidades del mundo actual obligan a los sistemas de cómputo a lidiar con problemas cotidianos y concernientes a diversas ramas de estudio.

Estas necesidades han motivado a investigadores y desarrolladores a buscar nuevas técnicas para el procesamiento de la información, dirigiendo su interés al funcionamiento del Cuerpo Humano y de órganos importantes como el Cerebro. A partir de estudios acerca del comportamiento del Cerebro Humano, de su composición y morfología, nuevas propuestas como la Lógica Fuzzy, los Algoritmos Genéticos y Las Redes Neuronales Artificiales han ido surgiendo con gran éxito.

Este éxito se debe en gran parte a la capacidad que poseen estas técnicas, en especial las Redes Neuronales Artificiales, de emular características del cerebro tales como: su tolerancia a fallas o muerte de neuronas, su capacidad de adaptación, su facilidad en el manejo de información difusa, sus técnicas de procesamiento de información en paralelo, y su capacidad de aprendizaje, entre otras, que son en gran medida anheladas por sistemas electrónicos de procesamiento de datos.

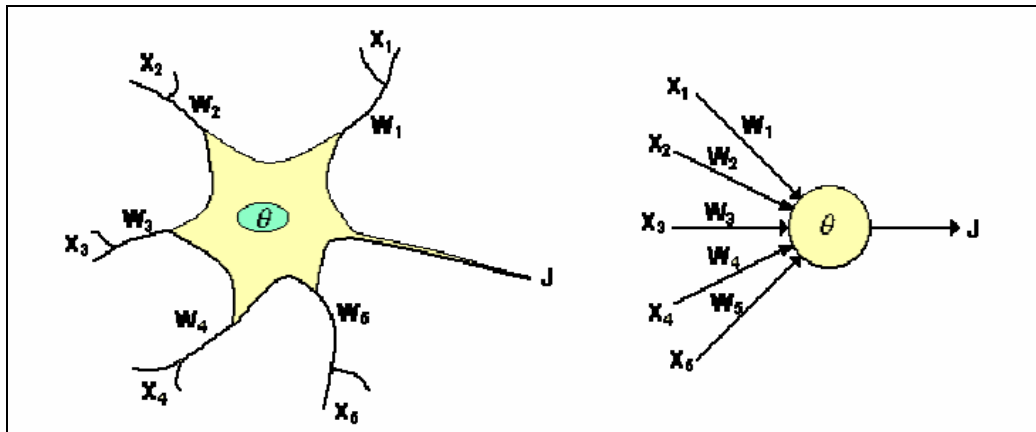
La teoría de las Redes Neuronales Artificiales, desarrollada desde hace más de treinta años, ha brindado una alternativa a la computación clásica en la resolución de problemas para los cuales no se habían obtenido soluciones satisfactorias y se ha aplicado satisfactoriamente en diversas áreas de estudio tales como:

- Procesamiento de imágenes y de voz.
- Reconocimiento de patrones.
- Control y optimización.
- Modelado de sistemas.
- Estudios del cerebro humano y de la forma como esta aprende.

1.2.2 El modelo de la neurona artificial y la arquitectura de las redes. Las Redes Neuronales Artificiales son mecanismos de procesamiento de información

inspirados en las neuronas biológicas. Su funcionamiento se basa en operaciones sencillas realizadas en paralelo por un número adecuado de unidades elementales conocidas como Neuronas. En la siguiente figura se puede apreciar las similitudes entre una neurona artificial y una biológica:

FIGURA 1. La neurona biológica y la neurona artificial



Tal como se aprecia en la figura anterior, los elementos o parámetros que conforman y definen a una neurona artificial tienen su homólogo en la neurona biológica y éstos determinan el comportamiento o la función que la neurona artificial realizará. En primera instancia se tienen las entradas X_i , las cuales representan las señales provenientes de neuronas vecinas y que en las neuronas biológicas son capturadas por la sinapsis. A continuación se presentan los pesos W_i , los cuales emulan la intensidad de la sinapsis que une a dos neuronas. Por último, la Función de Umbral Θ corresponde al potencial de activación que debe superarse biológicamente en cada célula.

De manera simplificada, el tratamiento de las señales en una neurona artificial puede verse de la siguiente manera: Cada señal de entrada pasa a través de una ganancia o peso, llamado peso sináptico o fortaleza de conexión, cuya función es análoga a la realizada por las sinapsis biológicas. Estos pesos pueden ser de carácter excitatorio o inhibitorio dependiendo del signo aritmético que posean. Una vez las correspondientes señales se han modificado de acuerdo con los pesos en cada sinapsis, un nodo suma se encarga de acumular las señales y enviarlas a la entrada de la función de umbral o de transferencia. [10, 11]

1.2.3 Redes de tipo backpropagation. Las redes de tipo Backpropagation fueron creadas aplicando la regla de aprendizaje de Widrow-Hoff a redes multicapa y funciones de transferencia diferenciables no lineales. Al igual que la mayoría de algoritmos de aprendizaje, los vectores de entrada y los vectores objetivos son utilizados para realizar el entrenamiento de la red hasta que esta

pueda aproximar una función que asocie los vectores de entrada con los correspondientes vectores de salida deseados.

La principal ventaja de este tipo de redes es que, siempre y cuando este bien entrenadas, estas tienden a producir respuestas razonables cuando son sometidas a entradas que nunca han “visto”. Típicamente, una nueva entrada produce una salida similar a la proporcionada por vectores de entrada usados en el entrenamiento que sean similares a la nueva entrada presentada. Esta propiedad se conoce como “Generalización” la cual hace posible el entrenamiento de la red con un conjunto representativo de pares entrada-salida deseada y de esta forma obtener buenos resultados sin necesidad de entrenar la red utilizando todos los posibles casos de entrada-salida deseada. [7]

De forma general, durante su entrenamiento, cada patrón se propaga a través de la red y sus parámetros para producir una respuesta en la capa de salida, esta es comparada con los patrones “objetivo” con el fin de calcular el error en el aprendizaje, el cual marca el camino más apropiado para la actualización de los pesos y ganancias que al final del entrenamiento producirán una respuesta satisfactoria a todos los patrones de entrenamiento, lo cual se logra minimizando el error medio cuadrático en cada una de las iteraciones del proceso de aprendizaje.[11]

El uso de las redes neuronales para modelar sistemas es bastante atractivo por varias razones mencionadas a continuación:

- Son modelos no lineales puesto que la función de activación es no lineal. Esto representa una gran ventaja en la implementación de modelos para sistemas dinámicos.
- Pueden hacerse modelos dinámicos o estáticos simplemente incluyendo o prescindiendo de conexiones recurrentes.
- Representan modelos paramétricos, donde los parámetros corresponden a los pesos y conexiones entre neuronas.
- Son modelos adaptativos, ya que la aparición de nuevos datos permite el re-aprendizaje de los parámetros adaptando los valores anteriores a los datos actuales.
- Son altamente tolerantes a fallos, ya que su comportamiento se encuentra distribuido en todos los parámetros. De esta forma, si alguno de ellos es incorrecto, el resultado final se ve degradado, pero no necesariamente deja al modelo inoperante.

- Son inherentemente paralelos, lo cual permite una implementación bastante eficiente.
- Presenta costos computacionales razonablemente bajos en la mayoría de los casos.[10]

1.3 MODELADO Y SIMULACIÓN DE SISTEMAS EN ANSYS

ANSYS es un software o programa de AEF (Análisis por Elementos Finitos), el cual permite obtener soluciones de problemas que pueden ser representados por un sistema de ecuaciones diferenciales.

Con el tiempo el método de elementos finitos (FEM) se ha convertido en una técnica de solución esencial en muchas áreas de ingeniería debido a su versatilidad y su habilidad para modelar estructuras de forma arbitraria, trabajar con materiales complejos, y aplicar varios tipos de cargas y condiciones de frontera. El método puede ser fácilmente adaptado con diferentes grupos de ecuaciones consecutivas, lo cual lo hace particularmente atractivo para simulaciones físicas acopladas.[3]

ANSYS es una herramienta versátil que incluye muchas capacidades generales y permite satisfacer necesidades complejas de diseño y análisis, posee una gran librería de elementos que soportan análisis estructurales, térmicos, fluidos, acústicos y electromagnéticos, también posee elementos de campos acoplados que simulan la interacción entre los respectivos campos, tales como: térmico-estructural, fluido-estructural, térmico-electromagnético, térmico-eléctrico, estructural-térmico-eléctrico, piezoeléctrico, piezo-resistivo y estructural-electroestático.

Para el desarrollo del presente trabajo el análisis se ha centrado en el campo térmico y termo-eléctrico, para el primero básicamente el software realiza el respectivo análisis a partir de una ecuación de balance de calor obtenida usando el principio de conservación de energía, en la solución por elementos finitos que se lleva a cabo se calcula las temperaturas nodales, luego estas son usadas para obtener otras cantidades térmicas. En cuanto al análisis termo-eléctrico, en el Anexo A se presenta una introducción de lo que es el análisis para dispositivos termo-eléctricos en ANSYS junto con las ecuaciones que rigen la termo-electricidad y la formulación de elementos finitos.

Dentro de las cantidades térmicas de interés se encuentran: la distribución de temperatura, las pérdidas o ganancias de calor, gradientes térmicos, y flujos térmicos. En cuanto a transferencia de calor, los tres principales fenómenos: radiación, convección y conducción, se pueden incluir.

Típicamente la solución de un problema por elementos finitos en este software se constituye por tres partes principales: el preproceso, la solución y el post-proceso.

1.4 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

En muchas aplicaciones de la ingeniería, tales como: la automatización de procesos, la implementación de sistemas de control, los sistemas de diagnóstico de fallas, y en general toda aplicación que requiera el estudio, conocimiento y emulación del comportamiento de un sistema real, es necesario contar con un modelo que represente la dinámica del sistema.

El modelo de un sistema puede encontrarse apoyándose en gran variedad de técnicas y herramientas. Pueden representarse modelos mediante ecuaciones matemáticas, mediante la descripción de unos parámetros, sean constantes o variables, mediante modelos computacionales, etc. En la actualidad, el desarrollo de técnicas computacionales de inteligencia artificial, han permitido el desarrollo de modelos basados en lógica fuzzy, redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos. Estos nuevos planteamientos han permitido el desarrollo de modelos más cercanos a la realidad y con muy buenas prestaciones.

Pensando en una futura implementación de un sistema de control o de un sistema de diagnóstico de fallas, este proyecto busca desarrollar un modelo computacional del comportamiento de un sistema real, el cual, en general, consta de una resistencia de calentamiento sumergida en un fluido. El sistema se constituye entonces como un sistema generador de calor. Como modelo, se ha seleccionado el uso de Redes Neuronales Artificiales debido principalmente a los beneficios que estas representan.

Se plantean cuatro modelos para el comportamiento del sistema. El primero corresponde al modelo del sistema operando en condiciones normales, es decir, sin ninguna modificación a las características del sistema. Los tres modelos restantes buscan representar las dinámicas del sistema en condiciones de falla, entendiéndose por esto, condiciones de operación modificadas. Estas modificaciones están representadas en variaciones de las propiedades del aceite, introducción de perturbaciones de calor, y disminución del nivel de fluido. Cada una de estas variaciones representa un modelo de falla y no se presentan simultáneamente para efectos de análisis.

El desarrollo de cada uno de estos modelos, requiere del conocimiento del sistema y de su comportamiento. Para esto, se simula la dinámica del mismo con ayuda de ANSYS, el cual permite obtener las salidas o distribución de la temperatura en puntos específicos del sistema, para las correspondientes condiciones de entrada, en este caso, la energía consumida.

Los modelos con Redes Neuronales Artificiales se obtendrán con los datos producidos por ANSYS, y se implementarán en Matlab, para luego ser validados y contrastados con el prototipo experimental.

Los modelos obtenidos al culminar el proyecto planteado, y en general la metodología utilizada, podrán ser utilizados en la implementación de sistemas de control basado en modelos, en sistemas de diagnósticos de fallas, entre otros.

2. MODELO MATEMÁTICO DEL SISTEMA

Para el desarrollo de este proyecto se decidió modelar el sistema en estudio usando el software de AEF, ANSYS. Teniendo en cuenta la gran variedad de procesos que pueden ser representados, programas como este pueden ser usados para obtener productos de mejor calidad a un menor costo, mejorar procesos existentes, estudiar posibles fallas en un sistema, entre otros.

En el presente capítulo se describe el procedimiento realizado para el modelado del sistema en estudio y los resultados obtenidos con el software ya mencionado.

2.1 MODELADO DEL SISTEMA DE CALENTAMIENTO EN CONDICIONES DE OPERACIÓN NORMAL

El procedimiento para hacer un análisis incluye, construir el modelo, aplicar cargas, obtener la solución y revisar los resultados.

2.1.1 Construcción del modelo. En esta etapa se definen los tipos de elementos, las constantes reales del elemento, las propiedades del material y la geometría del elemento.

2.1.2 Especificar los tipos de elementos. Para este análisis se puede pensar en dos tipos de elementos, térmico y térmico-eléctrico, los cuales se escogen dependiendo de la geometría del prototipo.

Dependiendo del modelo que se tenga se escoge el tipo de elemento adecuado, en este caso para la resistencia eléctrica se usó el elemento termoeléctrico SOLID 69, para el recipiente SHELL57, el fluido se simuló con el elemento SOLID70. Asociado a cada elemento se tiene un número de nodos respectivo, los grados de libertad (DOF), que constituyen normalmente las variables nodales primarias desconocidas a ser determinadas en el análisis, las reales constantes, y algunas características y opciones especiales.

2.1.3 Propiedades de los materiales. Dependiendo de las características de los distintos materiales presentes y de los requerimientos de cada elemento, se especifican las propiedades adecuadas. En este análisis las requeridas son: conductividad térmica, densidad, calor específico, entalpía y resistividad eléctrica, para el caso del Solid69.

Los materiales usados en la simulación son cobre comercial, hierro moldeado y aceite de motor sin usar SAE 50, sus propiedades se presentan en las tablas 2 y 3.

Tabla 2. Punto de fusión y propiedades térmicas del cobre y hierro moldeado a 300K.

Metal	TMP K	ρ Kg/m ³	Cp J/Kg K	K W/m K
Cobre Bronce comercial	1293	8800	420	52
Hierro Moldeado		7272	420	51

Fuente: Transferencia de Calor MILLS [8]

Tabla 3. Propiedades térmicas del aceite de motor sin usar (SAE50).

Temperatura [K]	Conductividad térmica K [W/m K]	Densidad ρ [kg/m ³]	Calor específico Cp [J/kg K]
290	0,146	889	1850
300	0,1445	883	1900
320	0,1425	871	1990
340	0,1405	859	2070
360	0,138	848	2160
380	0,136	837	2250
400	0,134	826	2330
420	0,132	815	2420

Fuente: Transferencia de Calor MILLS [8]

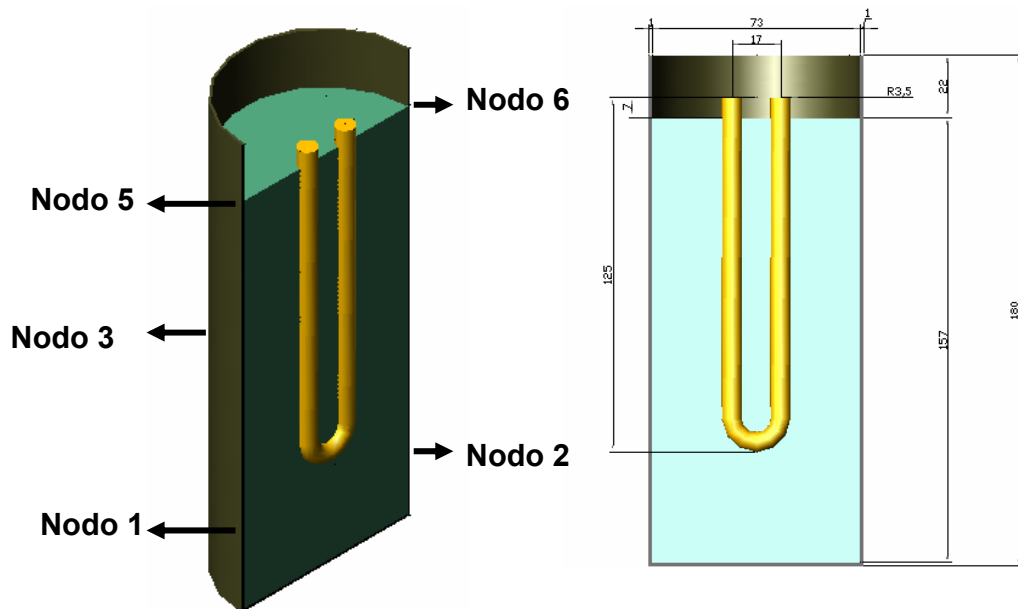
Para definir la resistividad del elemento termo-eléctrico, debido a que no se cuenta con Cobre Puro, se realizó el respectivo cálculo teniendo en cuenta que de la resistencia eléctrica esta definida como $R = \rho \cdot L / A$, en donde ρ corresponde a la resistividad eléctrica del material, L la longitud de la resistencia térmica y A el área de la sección transversal $A = \pi \cdot r^2$, y cuyo valor es de $3,81 \times 10^{-3} \Omega \cdot m$, este calculo se realizó basándose en la medidas establecidas por el prototipo experimental y por ende las usadas para crear la geometría del modelo en ANSYS.

2.1.4 Geometría del modelo. No existe un simple procedimiento para construir la geometría del modelo, pues los pasos a realizar varían en gran medida dependiendo del tamaño y la forma del modelo, algunos sistemas u objetos poseen cierta clase de simetría, cuando un objeto o sistema es simétrico en todos los sentidos (geometría, cargas, limitaciones y

propiedades del material), se puede tomar ventaja de este factor y reducir el tamaño del modelo disminuyendo **los tiempos de computo**.

Teniendo en cuenta la forma y las dimensiones del sistema las cuales se observan detalladamente en la figura 2, se procede a crear la geometría del modelo en ANSYS.

Figura 2. Corte lateral y cotas principales del sistema creado en AutoCAD

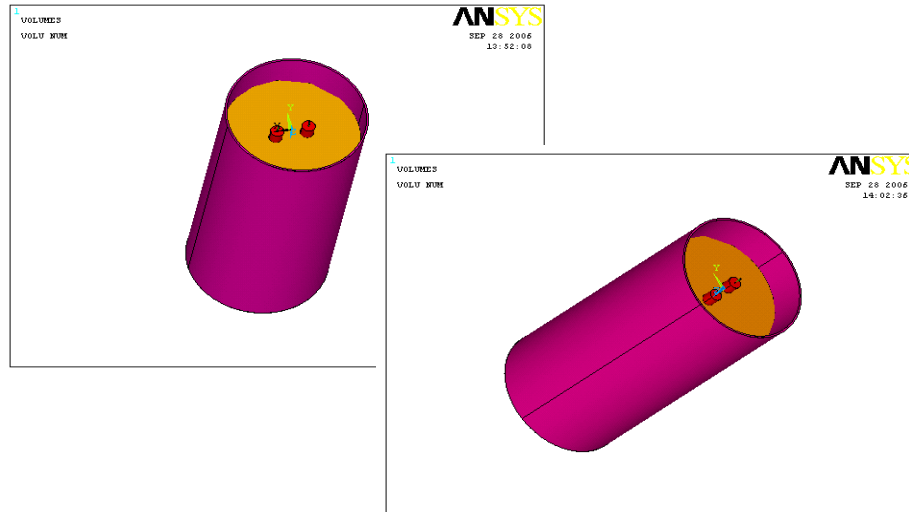


medidas en milímetros [mm].

Fuente: Autores del proyecto.

Para la creación del modelo geométrico en ANSYS se usaron formas predefinidas que el software posee creando nuevos volúmenes a partir de ellas y usando las operaciones booleanas adecuadas, tales como adición, sustracción, etc. El resultado final obtenido se presenta en la figura 3.

Figura 3. Geometría total del sistema.



Fuente: Autores del proyecto.

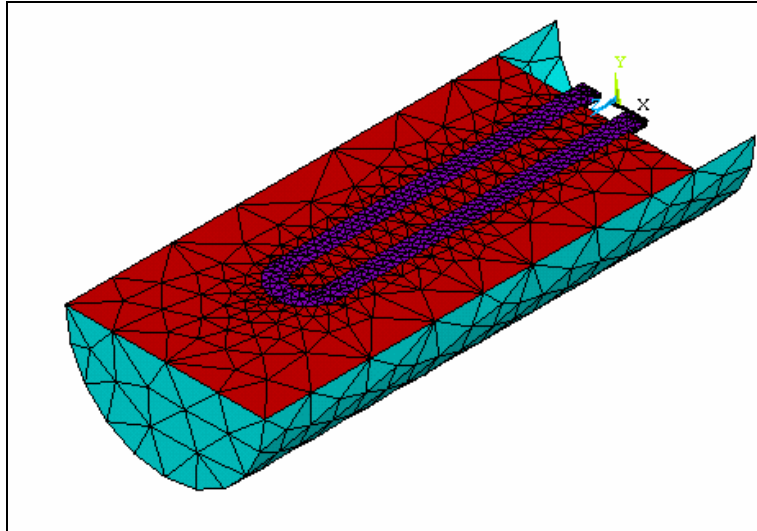
Aprovechando la simetría del sistema en estudio, se realizó la división correspondiente, tomando la mitad para realizar el análisis.

2.1.5 Generación de la malla. Debido a que el recipiente es relativamente delgado, crear la malla para un elemento tipo sólido genera demasiados elementos y en algunos casos es posible que la malla no sea creada, es por esto y aprovechando los beneficios que un elemento tipo cáscara proporciona, el recipiente se representa por un área que recubre el fluido.

Antes de crear la malla se definen las características de cada volumen, línea, o área, tales como el tipo de material, elemento, tamaño de este, real constante (si tiene) y tipo de enmallado.

2.1.6 Solución por elementos finitos. Es necesario definir el tipo de análisis, sus opciones, aplicar las cargas al modelo, establecer las condiciones iniciales, si el análisis es transitorio, para luego iniciar la solución accediendo al menú correspondiente del menú principal.

Figura 4. Modelo después de ser enmallado.



Fuente: Autores del proyecto.

Las cargas se pueden aplicar en el modelo sólido (puntos, líneas y áreas) o sobre el modelo de elementos finitos (nodos y elementos), se puede aplicar solo una carga individual en la entidad apropiada, o complejas condiciones de frontera tabuladas o como funciones.

Las cargas térmicas que se pueden especificar son: temperaturas constantes (TEMP), tasas de flujo de calor (HEAT), convección, flujos de calor (HFLUX) y tasas de generación de calor (HGEN).

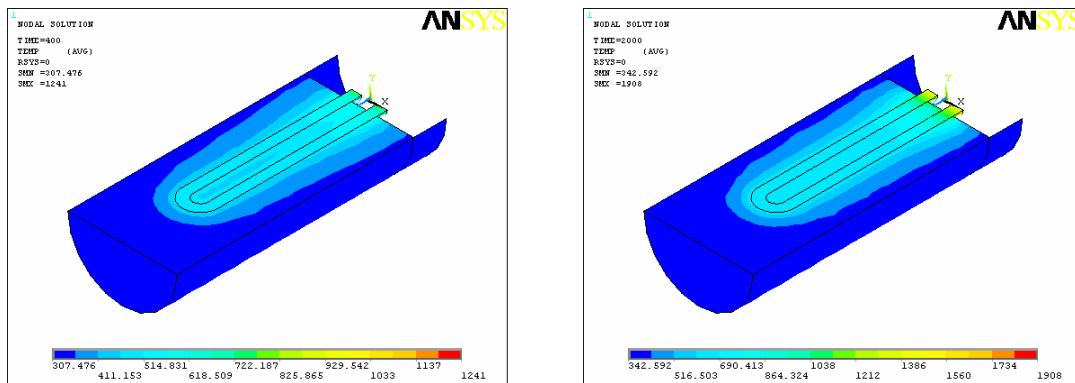
Dentro de las cargas establecidas en este modelo se incluye la convección y tensión aplicada a la resistencia. La convección es libre con el medio, en este caso aire. La tensión aplicada es asignada en los extremos de la resistencia de calor, y esta corresponde al valor r.m.s proporcionado por la red o modificado con el uso de dispositivos semiconductores de potencia.

Realizando previamente unas medidas de la tensión y corriente consumidas se obtuvieron 4 Ar.m.s. para una tensión de la red de 120Vrms, también se observó que la temperatura del aceite alcanzaba una temperatura elevada en un periodo de tiempo corto, afectando la calidad y operación de este, por esto se decidió entonces usar un diodo de potencia para rectificar las señales eléctricas obteniendo valores de menor magnitud, una corriente de 2,1Ar.m.s. a una tensión de 67,3 Vr.m.s., en la simulación se especifico una tensión de entrada de 67V.

Si el análisis es transitorio es necesario establecer ciertas condiciones iniciales para el análisis las cuales pueden ser halladas obteniendo una solución en estado estable, o simplemente especificando una temperatura inicial uniforme para todos los nodos, por ejemplo la temperatura ambiente.

2.1.7 Resultados de la solución. Los resultados del análisis son escritos en el archivo de extensión .RTH, estos resultados contienen datos de las variables primarias como lo es la temperatura y tensión en cada nodo y variables derivadas tales como flujos de calor, gradientes, variables de reacción como la corriente eléctrica.

Figura 5. Temperatura del sistema para dos tiempos distintos. (a) 400seg, (b) 2000seg.



(a)

(b)

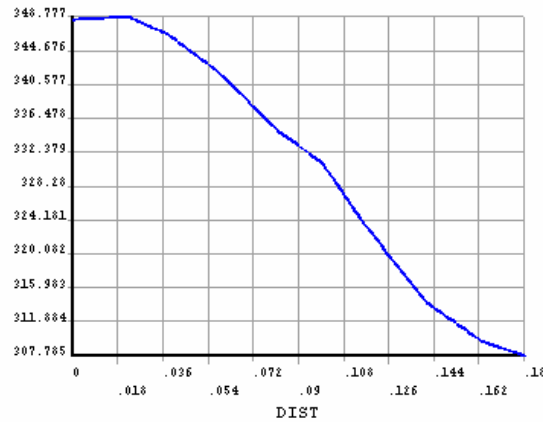
Fuente: Autores del proyecto.

En la figura 5 se muestran los resultados obtenidos en dos tiempos distintos, 400 y 2000 segundos.

En la parte inferior de cada esquema se muestra el rango de temperaturas junto con su respectivo color representativo. El software permite rotar a comodidad la imagen para una mejor visualización de los resultados.

Es posible tener una idea de este comportamiento visualizando ciertos perfiles de temperatura dependientes de la distancia en ciertas partes del sistema, un primer perfil es presentado en la figura 6, donde se muestran los resultados en la superficie lateral del recipiente tomando como inicio la parte superior, esto se hace para el instante de tiempo de 400 segundos.

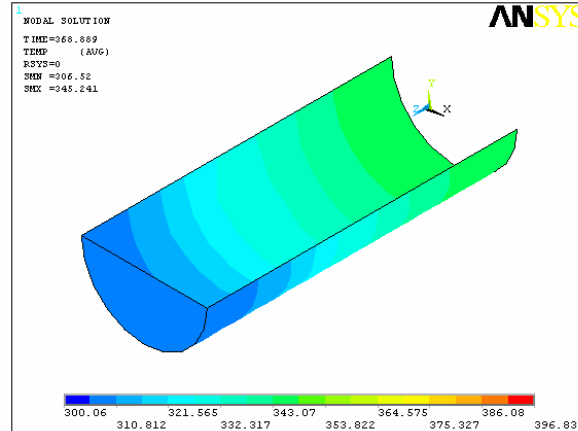
FIGURA 6. Perfil de temperatura en la superficie del recipiente en t=400seg



Fuente: Autores del proyecto.

La figura 7 presenta los resultados en la superficie del recipiente para un instante e tiempo, siendo este el lugar donde posteriormente se censará la temperatura para validar el modelo obtenido.

Figura 7. Temperatura del recipiente para 369seg



Fuente: Autores del proyecto.

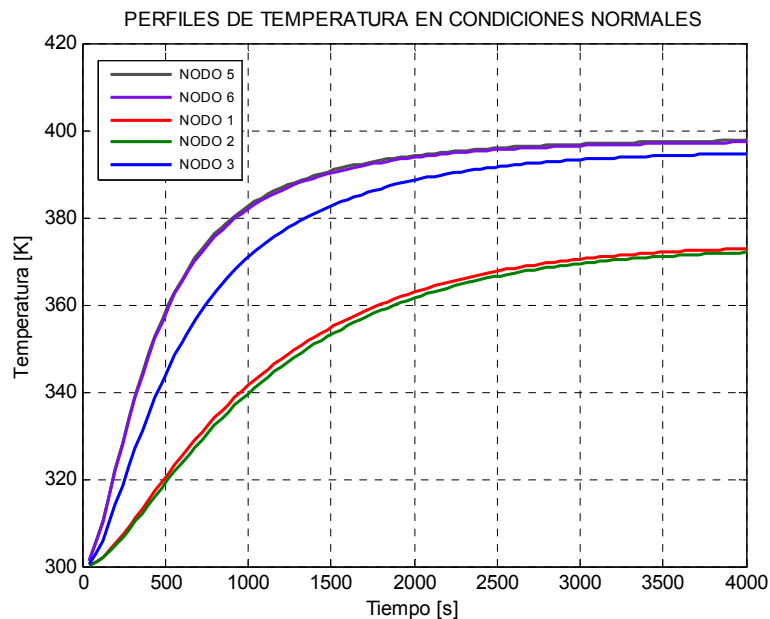
Se ha escogido cinco puntos en la superficie del recipiente, los cuales son usados para caracterizar el sistema y cuya información proporcionada para cada instante de tiempo será usada para entrenar posteriormente las redes neuronales artificiales, luego estos resultados serán comparados con datos experimentales.

Se han escogido cinco nodos ubicados de la siguiente forma: en la parte lateral superior del recipiente aproximadamente a 0,16m los nodos 5 y 6, de forma

semejante los nodos 1 y 2 se ubican en la parte inferior a 0,04m y ubicado en la parte media central el nodo 3. Cabe aclarar que la numeración asignada esta acorde con la de los sensores en el prototipo. El nodo 4 no se menciona, ya que este se ha eliminado al momento de efectuar la simplificación del modelo por simetría.

La forma de la distribución de la temperatura en los nodos mencionados se muestra en la siguiente figura, El comportamiento es similar para todos, con algunos cambios en magnitud y constantes de tiempo dependiendo de la ubicación del nodo.

Figura 8. Perfil de distribución de temperatura en los diferentes nodos para condiciones de operación normal



Fuente: Autores del proyecto.

Por último para efectos de este análisis se observa la corriente eléctrica generada por el sistema como una fuerza de reacción de este, siendo de 0.9617A, lo cual corresponde con los resultados esperados, ya que la corriente nominal es de 2A, debido a que solo se simuló medio sistema la magnitud correspondiente es la mitad.

2.2 MODELADO DE LAS FALLAS DEL SISTEMA DE CALENTAMIENTO

En esta sección se simularán tres posibles fallas que pueden ocurrir en el sistema, tales como una fuga de aceite en el sistema, una perturbación térmica externa o la presencia de aceite dañado o quemado.

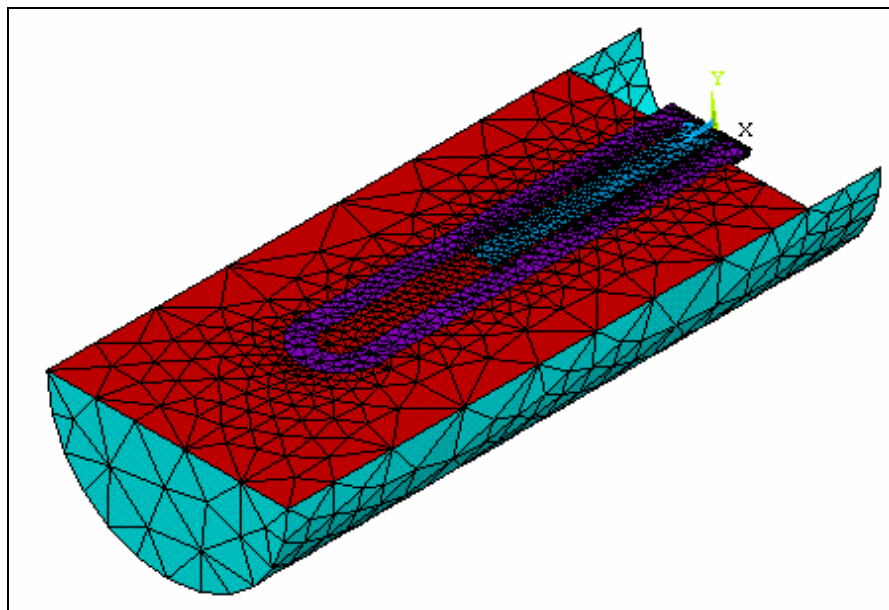
2.2.1 Perturbación térmica externa. Aquí se tiene en cuenta la presencia de otro medio de calentamiento en el sistema, el cual es considerado como una perturbación externa, para simular esta condición de operación, se adiciona una segunda resistencia de calentamiento de diferentes especificaciones, menor tamaño y menor consumo de potencia.

La geometría del sistema se ha modificado, agregando el volumen correspondiente a una segunda resistencia de calentamiento, el cual corresponde a un cilindro de 1cm de radio y 7cm de largo.

En la figura 9 se observa la geometría del modelo después de ser enmallado.

Las condiciones aplicadas con respecto a la anterior simulación son las mismas adicionando la tensión suministrada a la nueva resistencia, siendo esta la tensión de la red, 120V.

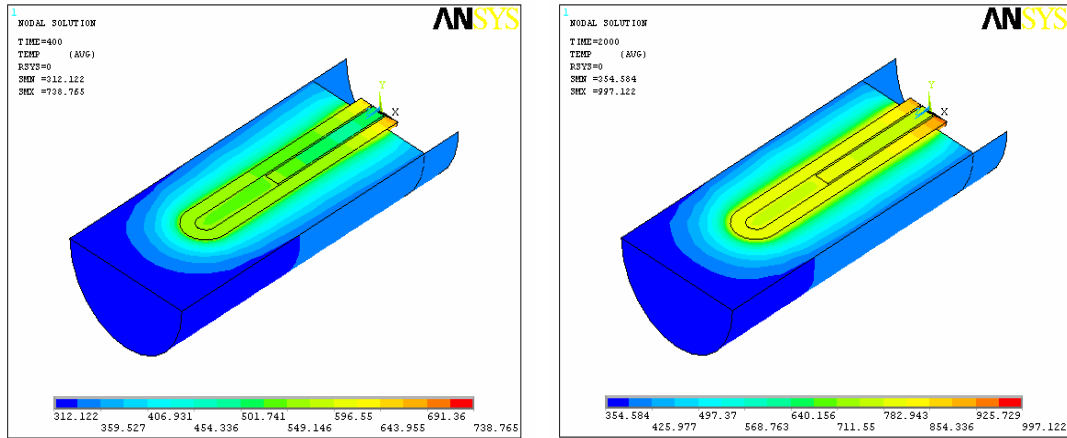
Figura 9. Geometría del modelo considerando una segunda fuente de calor después de ser enmallado.



Fuente: Autores del proyecto.

Los valores de de la temperatura en todo el sistema para dos tiempos distintos se observan en la figura 10.

Figura 10. Temperatura del sistema para dos tiempos distintos. (a) 400seg, (b) 2000seg.



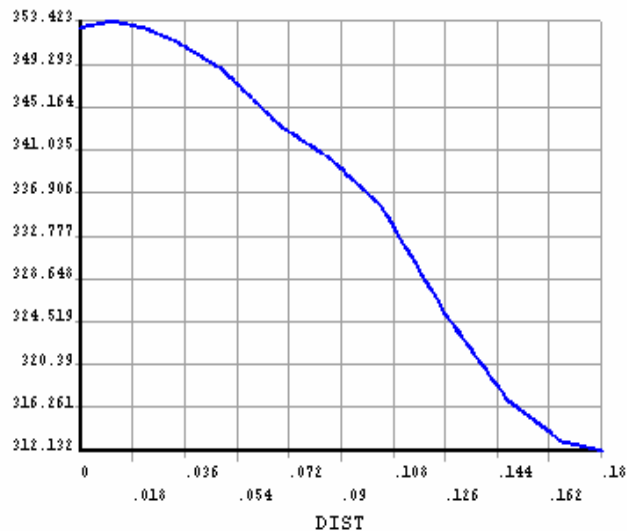
(a)

(b)

Fuente: Autores del proyecto.

La figura 11 muestra el perfil de temperatura lateral con respecto a la distancia para un tiempo de 400 seg, como se mostró en el primer análisis.

Figura 11. Perfil de temperatura en la superficie del recipiente incluyendo una perturbación térmica en $t=400\text{seg}$. La parte superior del recipiente corresponde a la referencia cero (0 metros). Temperatura en grados Kelvin en el eje vertical (Y).



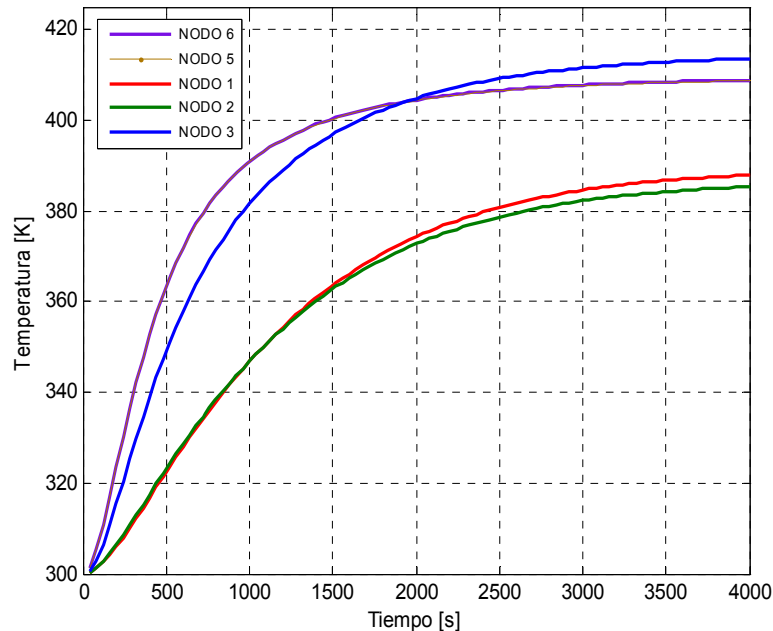
Fuente: Autores del proyecto.

El comportamiento de la temperatura es similar al observado en el modelo para condiciones normales, sin embargo la magnitud de la temperatura alcanzada en la superficie del recipiente es ligeramente mayor.

Identificando los nodos a estudiar, según la ubicación escogida para el modelo en condiciones de operación normal, se obtienen los datos necesarios para definir su comportamiento.

En la figura 12 se observan los perfiles de temperatura en función del tiempo para cada nodo.

Figura 12. Perfil de temperatura en función del tiempo para los diferentes nodos considerando una perturbación térmica externa.

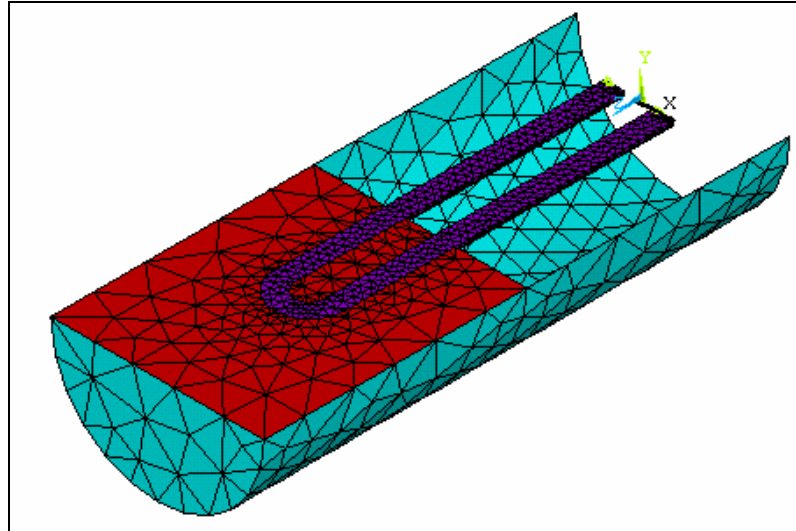


Fuente: Autores del proyecto.

2.2.2 Fuga de aceite en el sistema. Esta falla es simulada disminuyendo el nivel de aceite en el sistema, los pasos seguidos son semejantes a los realizados en la sección anterior, se modifica la geometría del modelo disminuyendo la altura del aceite, se realiza nuevamente el enmallado y se escogen los nodos apropiados para definir el modelo.

Siguiendo este procedimiento se obtiene el modelo geométrico mostrado en la figura 13 después de ser enmallado.

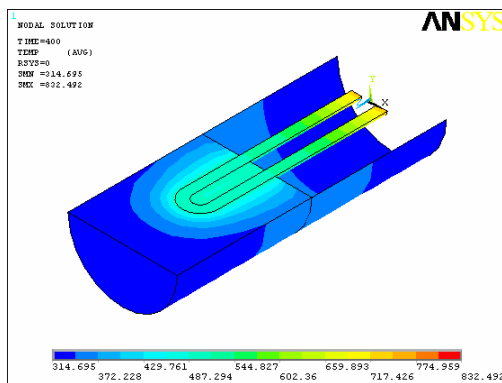
Figura 13. Modelo geométrico considerando una fuga de fluido en el sistema después de ser enmallado



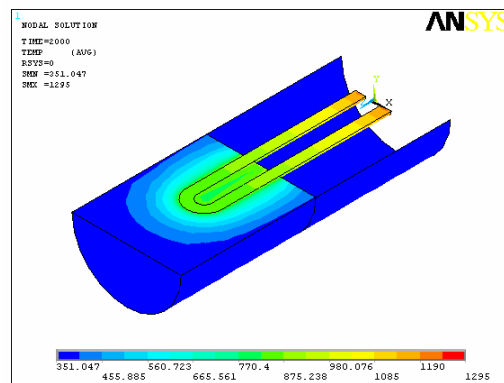
Fuente: Autores del proyecto.

Luego de simular el modelo para un tiempo de 4000 segundos, se observan los resultados que el software proporciona, la figura 14 muestra los valores de temperatura presentes en el sistema para dos tiempos de simulación distintos.

Figura 14. Temperatura del sistema para dos tiempos distintos. (a) 400seg, (b) 2000seg



(a)

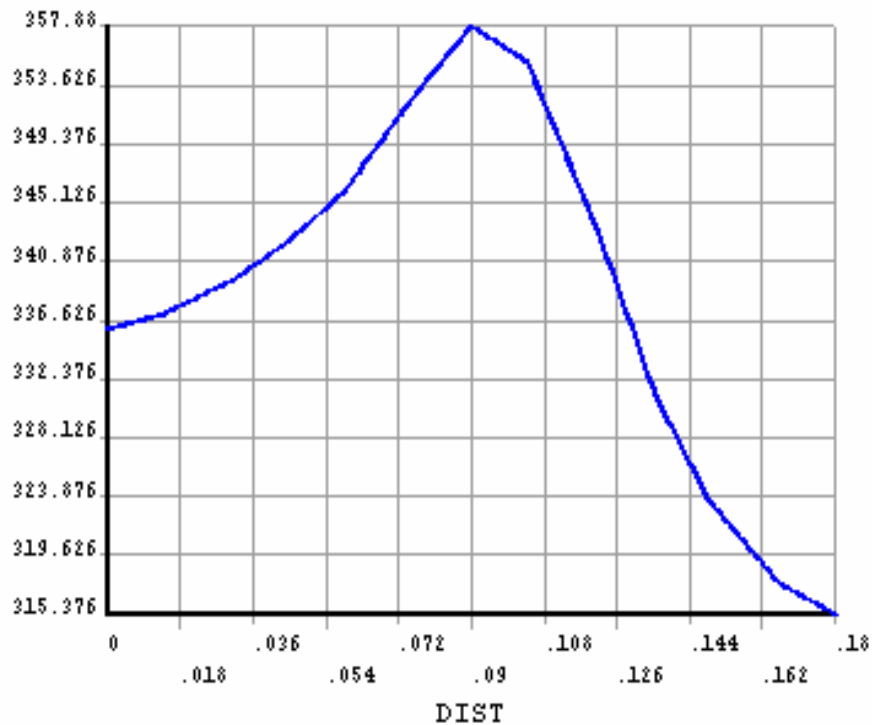


(b)

Fuente: Autores del proyecto.

Como en los casos anteriores, se presenta el perfil de temperatura dependiente de la distancia en la superficie lateral del sistema para así tener una idea del comportamiento de esta variable.

Figura 15. Perfil de temperatura en la superficie del recipiente en $t=400\text{seg}$ considerando una fuga en el fluido. La parte superior del recipiente corresponde a la referencia cero (0 metros). Temperatura en grados Kelvin en el eje vertical (Y)

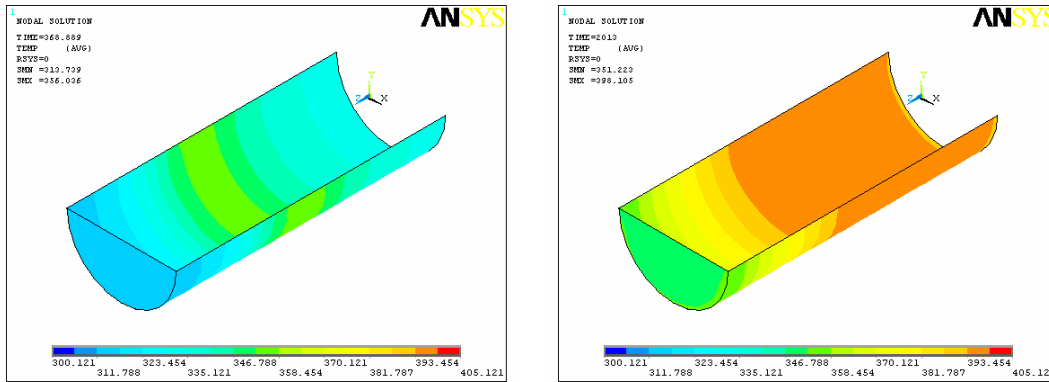


Fuente: Autores del proyecto.

Se observa claramente como la temperatura es mayor en la parte del recipiente que coincide con la altura del nivel del fluido considerado, disminuyendo hacia los extremos, obteniéndose a la vez una temperatura mayor en la parte inferior del recipiente y una menor en la parte superior de éste con respecto a los dos modelos ya simulados

En la figura 16 se muestran los resultados en la superficie del recipiente para dos tiempos distintos.

Figura 16. Temperatura del recipiente considerando una fuga en el fluido para dos tiempos distintos. (a) 369seg, (b) 2000seg



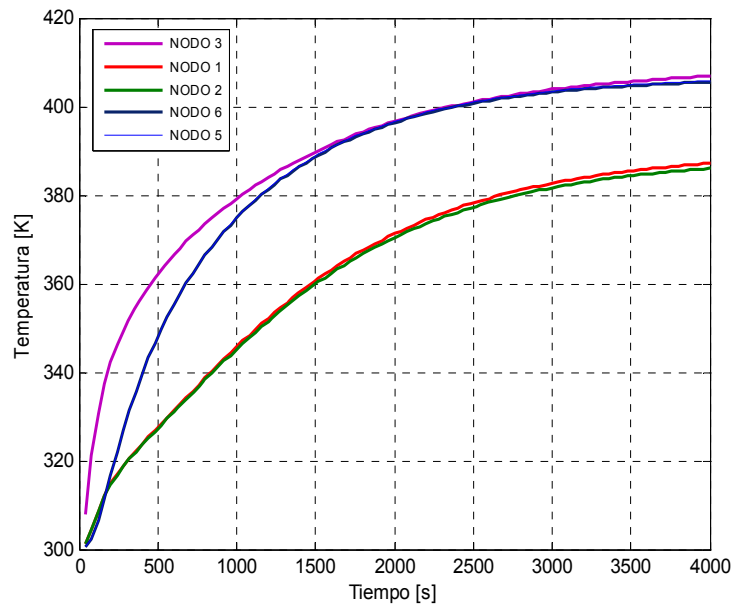
(a)

(b)

Fuente: Autores del proyecto.

El comportamiento de la temperatura en los distintos nodos escogidos con respecto al tiempo para el intervalo de simulación dado se muestra en la figura 17.

Figura 17. Perfiles de temperatura en función del tiempo para los diferentes nodos con la eventualidad de una fuga de aceite.



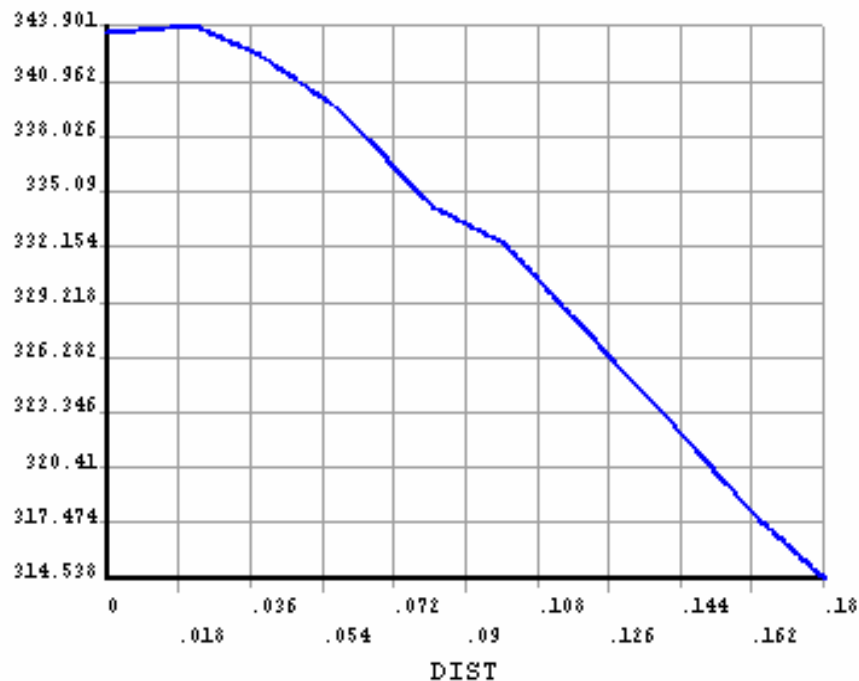
Fuente: Autores del proyecto.

2.2.3 Variación en las propiedades del aceite. Durante el funcionamiento del sistema el aceite es sometido a temperaturas elevadas, esto tiene como resultado la degradación progresiva de éste, produciéndose cambios en su composición, éste proceso se acelera a medida que la sustancia se acerca al final de su vida operativa.

Para simular esta falla se han variado las propiedades del aceite tales como densidad, calor específico y conductividad y así observar el comportamiento del sistema ante tales cambios.

El perfil de temperatura para la parte lateral del recipiente se muestra en la figura 18.

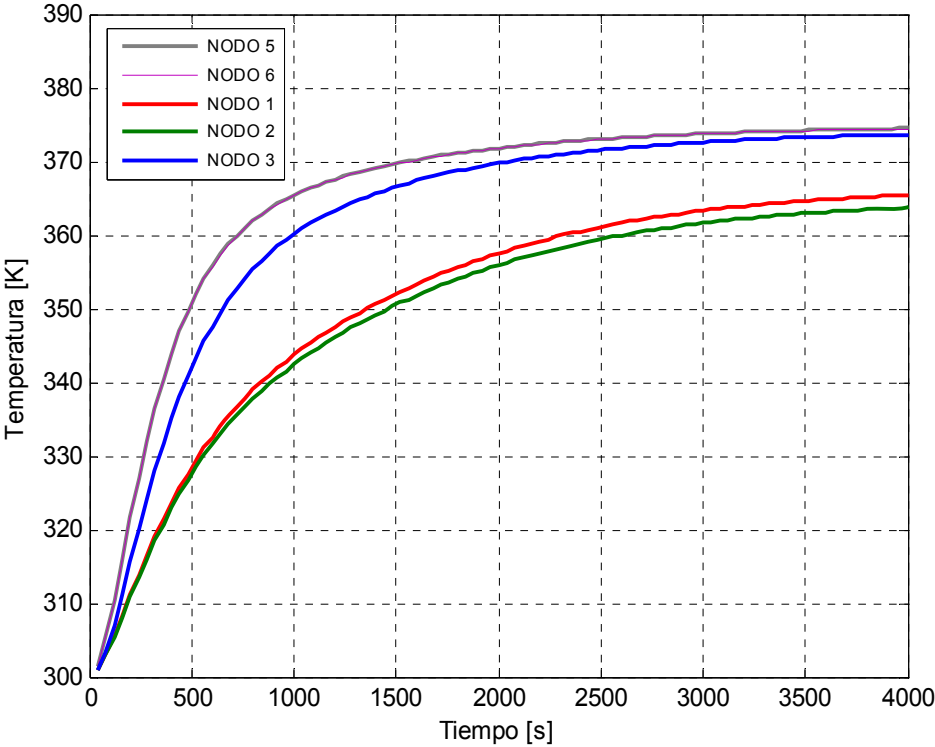
Figura 18. Perfil de temperatura en la superficie lateral del recipiente en t=400seg considerando cambios en las propiedades del fluido



Fuente: Autores del proyecto.

El perfil de temperatura con respecto al tiempo para los diferentes nodos durante el tiempo de simulación es presentado en la figura 19.

Figura 19. Perfiles de temperatura en función del tiempo para los diferentes nodos considerando cambios en las propiedades del fluido.



Fuente: Autores del proyecto.

3. MODELOS CON REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

Con el fin de obtener los modelos del sistema en estudio – resistencia eléctrica de calentamiento sumergida en un fluido-, se crean y entrenan cuatro redes neuronales de tipo **feed-forward backpropagation** correspondientes cada una al comportamiento del sistema bajo condiciones de operación normal y las tres condiciones de falla analizadas. El proceso de entrenamiento se efectúa apoyándose en la caracterización del sistema obtenida con las respectivas simulaciones implementadas en ANSYS. Esta caracterización se explica con mas detalle en el capítulo 2.

3.1 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO.

Los modelos que se desean obtener deben representar el comportamiento del sistema y su respuesta en temperatura a la energía consumida durante un intervalo de tiempo dado. Para la implementación con redes neuronales artificiales, la entrada debe corresponder entonces a un vector adecuado de energía, el cual es creado a partir de los datos de tensión y corriente, y su salida será una señal de temperatura en cada nodo durante el intervalo de tiempo analizado.

El proceso de implementación de los modelos pseudos-dinámicos se llevó a cabo utilizando la herramienta computacional Matlab, cuyas funciones y comandos permiten realizar de forma eficaz y eficiente las tareas involucradas en la obtención de los modelos.

En general, para la implementación de los modelos de operación del sistema, se llevaron a cabo cuatro pasos, los cuales se enuncian a continuación:

1. Preparar los datos de entrenamiento.
2. Crear la Red Neuronal Artificial.
3. Entrenar la Red Neuronal Artificial.
4. Simular la respuesta de la Red a nuevas entradas.

3.1.1 Datos de entrenamiento. El primer paso para la creación de un modelo con Redes Neuronales Artificiales es la obtención y preparación de los datos de entrenamiento, los cuales corresponden a pares de vectores de entrada y salida que caracterizan el comportamiento del sistema. Estos datos se obtienen utilizando el software ANSYS y los procedimientos descritos en el capítulo 2.

El entrenamiento de las Redes Neuronales puede hacerse más eficiente si se efectúa un preproceso a los datos de entrada y a los datos “objetivos” de la red. Además de esto, ordenar los datos de forma adecuada y agruparlos en vectores puede ayudar a un entrenamiento más rápido y a una mejor comprensión de la Red Neuronal, su funcionamiento final y del modelo que esta representa.

En el presente trabajo, el vector de entrada se ha organizado como un vector de energía, obtenido a partir de la integral de la potencia utilizando intervalos de 40 segundos en concordancia con los espacios de tiempo usados en la simulación de ANSYS.

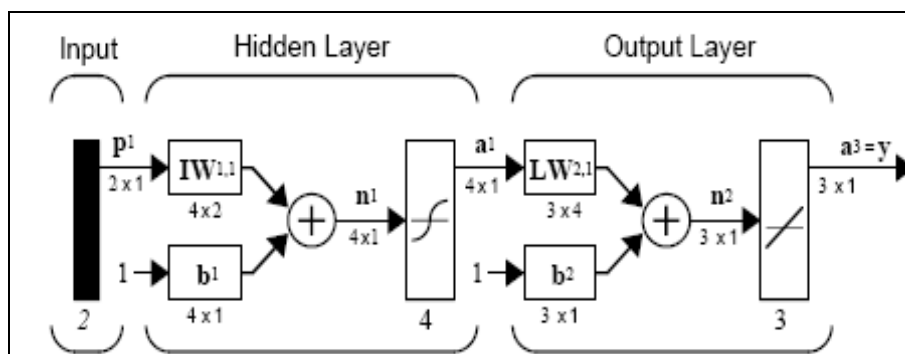
Los objetivos de la red, es decir, las respuestas esperadas a esta entrada presentada, se importaron al software MatLab a partir de los reportes generados por ANSYS, los cuales originalmente se presentan en formato ASCII (documento .txt.).

Es una práctica común en el manejo de sistemas con Redes Neuronales Artificiales, destinar un porcentaje de los datos disponibles solo para el entrenamiento, de esta forma, los datos sobrantes pueden ser utilizados en el proceso de validación. Teniendo esto en mente, se destino el 50% de los datos proporcionados por ANSYS para el entrenamiento de la red neuronal, seleccionando solo las posiciones impares de cada vector de energía y sus respectivos valores “objetivo”.

Antes del entrenamiento es de utilidad escalar las entradas y los “objetivos” de manera que estos siempre se encuentren dentro de un rango específico. MatLab proporciona algunas herramientas para alcanzar este propósito. En el presente trabajo se utilizó el comando **mapstd**, el cual es a una función que normaliza las entradas y los objetivos de manera que estos tengan una media igual a cero y una desviación estándar unitaria. Esta función proporciona los nuevos vectores para el entrenamiento y además, provee información necesaria para realizar el proceso inverso a los datos una vez terminado el procedimiento

3.1.2 Creación de la Red Neuronal Artificial. Después de contar con los datos necesarios para el entrenamiento de la red, se procede a definir y a su vez crear la Red Neuronal Artificial utilizando Matlab. El tipo de Red utilizada es la Red Feedforward Backpropagation Multicapa ilustrada de forma general en la siguiente figura:

Figura 20. Arquitectura de una red multicapa.



Fuente: MatLab Help [7]

En Matlab, la función **NEWFF** se encarga de crear una red de este tipo. Esta función requiere cuatro argumentos de entrada y produce como salida la red neuronal. La sintaxis de esta función y sus argumentos de entrada se describen en la tabla 4.

Tabla 4. Función NEWFF

newff: (PR,[S1 S2...SNI],{TF1 TF2...TFNI},BTF,BLF,PF)	
PARÁMETRO	DESCRIPCIÓN
PR	Matrix Rx2 de los valores máximos y mínimos de cada una de las R neuronas de entrada
Si	Numero de Neuronas para cada una de las capas.
TFi	Función de transferencia a utilizar en cada una de las capas, por defecto utiliza TANSIG
BTF	Algoritmo de entrenamiento a utilizar, por defecto TRAINLM

Fuente: MatLab Help [7]

En la definición de los valores máximos y mínimos posibles en las entradas a la red neuronal, se aplica una función que automáticamente determina estos límites a partir del vector de entrada de energía normalizado, esto facilita la aplicación del mismo código de programa en el entrenamiento de distintas redes y distintas condiciones de entrada.

Se especificaron cinco neuronas tanto para la capa de salida como para la de entrada. En este punto la mas relevante seria la capa de salida, cuyo número de neuronas debe concordar con el numero de salidas requeridas, o en este caso,

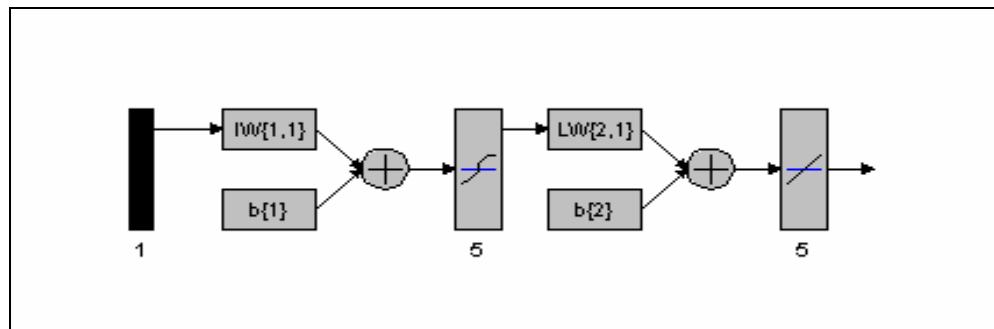
con el número de sensores de temperatura utilizados en el prototipo experimental, el cual de igual forma debe corresponder al número de nodos tenidos en cuenta en el reporte generado por ANSYS.

A las neuronas de la capa de entrada se le han definido funciones de transferencia de tipo **'tansig'**, la cual está definida por defecto y corresponde a una función de transferencia del tipo tangente hiperbólica. Esta función permite generar salidas entre -1 y +1, y es muy utilizada en las capas ocultas y de entrada de las redes multicapa.

El algoritmo de entrenamiento propuesto es el definido por defecto en el código de Matlab, **'trainlm'**, el cual corresponde al algoritmo de entrenamiento de **Levenberg-Marquardt**. Este algoritmo es considerablemente eficiente para redes pequeñas de tipo feedforward y además cuenta con una implementación bastante eficiente en Matlab.¹

En la siguiente figura se aprecia la estructura de la red neuronal multicapa implementada, en esta se puede apreciar el número de neuronas en las capas de entrada y salida de la red.

Figura 21. Arquitectura de la red artificial implementada



Fuente: Autores del proyecto.

3.1.3 Entrenamiento de la red. Una vez creada la red e inicializados los pesos de sus conexiones entre neuronas, esta se encuentra lista para su fase de entrenamiento. Este proceso de entrenamiento requiere de un set de “ejemplos” del comportamiento apropiado que debe tener la red neuronal, esto corresponde a vectores de entrada y sus vectores “objetivo” asociados.

Durante el entrenamiento, los pesos de la red son ajustados de forma iterativa con el fin de minimizar la función de desempeño de la red. Por defecto, esta función de

¹ De acuerdo con los datos proporcionados por MATLAB Documents.

desempeño es del tipo “Error Cuadrático Medio” (mse) la cual corresponde al promedio del error cuadrático entre las salidas proporcionadas por la red y los vectores objetivos proporcionados para el entrenamiento.

La sintaxis general del comando utilizado para entrenar la red neuronal creada es: **net=train(net)**.

Esta función de entrenamiento tiene asociados parámetros adicionales ya establecidos, es decir, que cuentan con valores predeterminados, los cuales sin embargo pueden modificarse de acuerdo a las necesidades del usuario, entre los más destacados y utilizados se encuentran:

- net.trainParam.epochs: Máximo número de iteraciones para obtener convergencia
- net.trainParam.goal: Error máximo permitido.
- net.trainParam.show: Numero de resultados a visualizar.

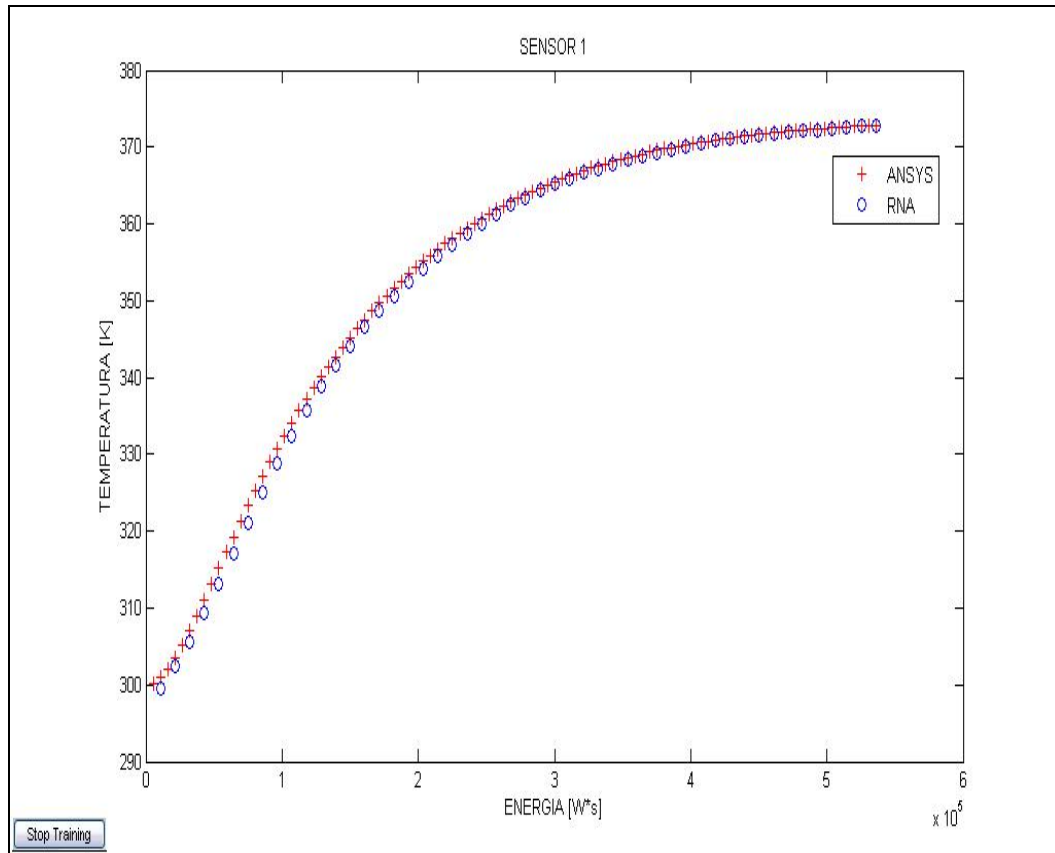
En este caso el único parámetro modificado ha sido el error máximo permitido, el cual se ha establecido para todas las redes neuronales en este trabajo **4,5e-05** ya que después de varias pruebas realizadas con distintos valores, se obtuvo que este valor es el que representara un mejor desempeño de la red ante nuevas entradas.

3.1.4 Simulación de la respuesta de la red. Una vez se cuenta con la red neuronal apropiadamente entrenada, puede simularse la respuesta de ésta a nuevas entradas. Éste procedimiento se lleva a cabo con el uso del comando **SIM**, el cual toma el vector de datos de entrada y lo aplica a la red a simular, retornando las salidas correspondientes.

Debido a que en el entrenamiento solo se utilizó el 50% de los datos disponibles, en este punto es posible utilizar el porcentaje restante para verificar la respuesta de la red a entradas desconocidas. De esta forma, se ha alimentado a la red neuronal con valores de energía desconocidos para ella pero de los cuales se tiene registro de la salida “adecuada” gracias a los reportes de ANSYS.

Los resultados permiten verificar el comportamiento de la red y evaluar su correcto entrenamiento, ya que esta responde adecuadamente a las entradas desconocidas, tal como se aprecia en la figura 21.

Figura 22. Respuesta del sensor 1 para el modelo de operación normal



Fuente: Autores del proyecto.

En la figura, los datos etiquetados como ANSYS corresponden a la respuesta del sistema obtenida a partir de la implementación en el correspondiente software, mostrando todos los datos obtenidos. Los datos referenciados como RNA corresponden a la respuesta de la Red Neuronal Artificial creada en Matlab a entradas de energía desconocidas para esta durante el entrenamiento. A simple vista, la cercanía y similitud en la forma de las dos curvas provee un buen indicio del buen funcionamiento y desempeño de la red entrenada.

3.2 DESEMPEÑO DE LOS MODELOS.

La evaluación del desempeño de los modelos obtenidos, se efectuó utilizando el Error Porcentual Medio (EPM). Tomando como y_i los datos de las simulaciones en ANSYS. La comparación se efectuó para cada caso, analizando los valores proporcionados por las RNA sensor por sensor.

$$EPM = \frac{100\%}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \bar{y}}{y_i} \right)^2}$$

Los resultados del estimador se ilustran en la tabla 5.

Tabla 5. Error Porcentual Medio.

PORCENTAJE DE ERROR MEDIO, COMPARANDO CON DATOS DE SIMULACIONES EN ANSYS.					
	SENSOR 1	SENSOR 2	SENSOR 3	SENSOR 5	SENSOR 6
NORMAL	0,0422	0,0411	0,0653	0,0786	0,0793
FUGA	0,0479	0,0474	0,0990	0,0703	0,0702
ACEITE QUEMADO	0,0429	0,0417	0,0579	0,0681	0,0683
PERTURBACIÓN	0,0422	0,0425	0,0702	0,0837	0,0838

Fuente: Autores del proyecto.

En el cálculo del error porcentual medio, se asume como valor real, los resultados de las simulaciones en ANSYS, ya que este es el comportamiento esperado de los modelos. En la tabla 5, se aprecia que estos errores, expresados de manera porcentual, son considerablemente pequeños, lo cual es un buen indicio del correcto entrenamiento y desempeño de las redes neuronales artificiales que representan los modelos del sistema bajo las distintas condiciones de operación.

4. PRUEBAS EXPERIMENTALES.

En el presente capítulo se describe el prototipo experimental, las herramientas y dispositivos utilizados en el proceso de adquisición de las señales de temperatura en éste y las pruebas requeridas para la validación de los modelos computacionales obtenidos con las redes neuronales artificiales.

4.1 DESCRIPCIÓN DEL PROTOTIPO EXPERIMENTAL

4.1.1 Elementos básicos del prototipo experimental. Para la validación de los modelos obtenidos se ha diseñado un prototipo sencillo conformado por una resistencia de calor tubular en forma de U, cuyo material es cobre comercial, sumergida en un aceite lubricante para motores 4T SAE 20W-50 contenido en un recipiente cilíndrico de hierro moldeado.

Las características principales de la resistencia de calor son presentados en la tabla 6, la tabla 7 presenta las medidas del recipiente usado.

Tabla 6. Características de la resistencia de calor.

Material	Cobre
Alto	0,125[m]
Diámetro	0,007[m]
Radio	0,0035[m]
Distancia entre ejes	0,017[m]
Potencia eléctrica	400[W]

Fuente: Autores del proyecto..

Tabla 7. Dimensiones del recipiente

Radio exterior	0,0375[m]
Radio interior	0,0365[m]
Altura	0,18[m]

Fuente: Autores del proyecto

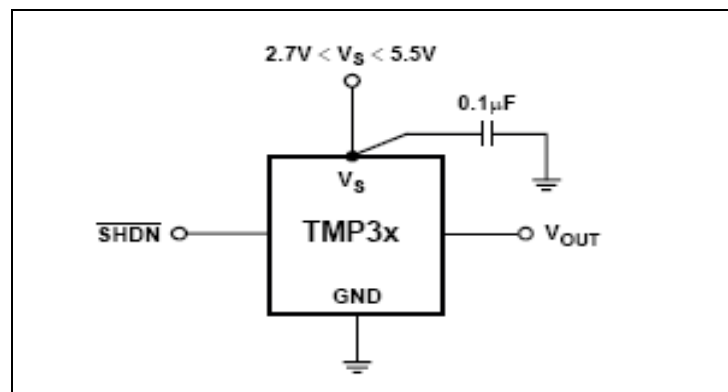
4.1.2 Elementos usados en la adquisición de señales:

4.1.2.1 Sensor de temperatura. Con el fin de obtener datos de temperatura en el prototipo de validación experimental se ha seleccionado el sensor TMP35 de ANALOG DEVICES el cual presenta varias características deseables.

Este integrado ofrece una tensión de salida linealmente proporcional a la temperatura en grados Centígrados, sin necesidad de calibración externa para proporcionar lecturas de entre 10°C y 125°C con una precisión típica en este rango de $\pm 2^{\circ}\text{C}$, sin embargo puede operar hasta 150°C .

El montaje del se muestra en la figura 23.

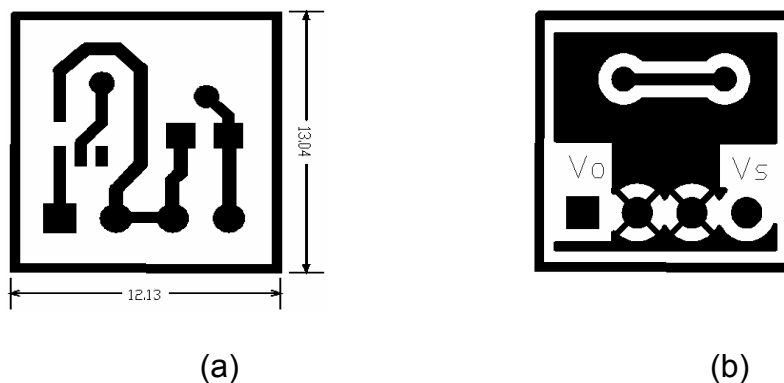
Figura 23. Montaje del Sensor.



Fuente: Datos del Fabricante (Anexo A)

Se diseñó e implementó una tarjeta impresa para el respectivo montaje del sensor, presentada en la figura 24.

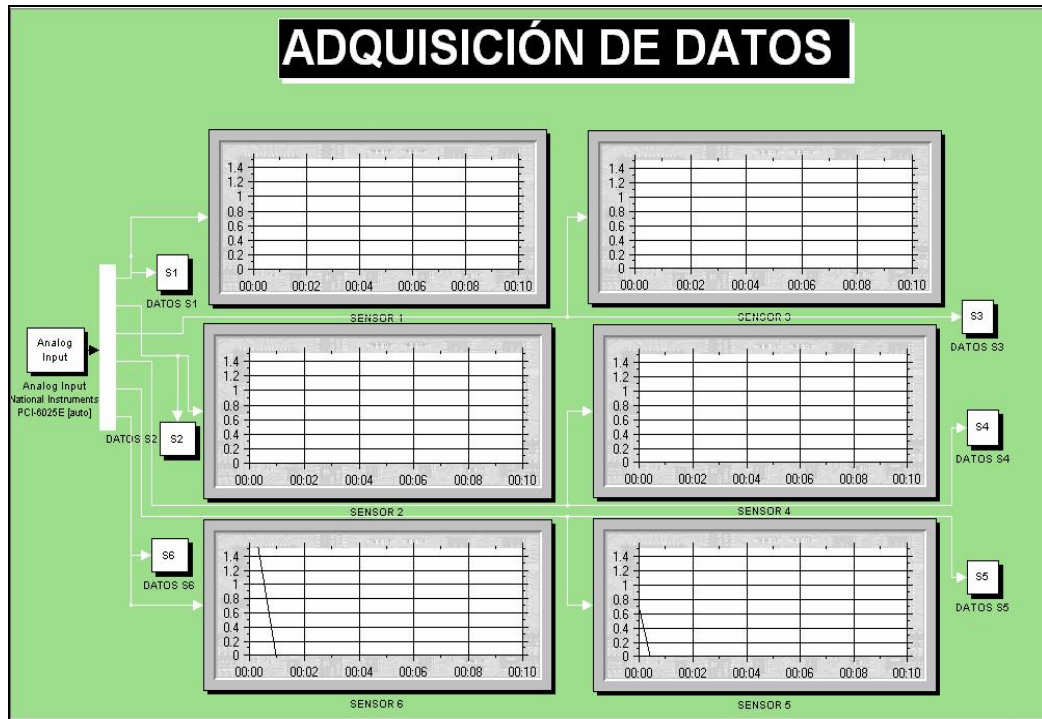
Figura 24. (a) TOP. (b) BOT.



Fuente: Autores del proyecto.

4.1.2.2 Interfase gráfica para la adquisición de señal. La comunicación entre el circuito del sensor de temperatura y la tarjeta de adquisición de datos se realiza mediante una interfase grafica de usuario desarrollada en el SIMULINK de Matlab. En esta se pueden escoger los puertos a utilizar de la tarjeta, modificar los rangos de visualización de las variables adquiridas y guardarlas para los análisis pertinentes.

Figura 25. Interfase grafica de adquisición de datos.



Fuente: Autores del proyecto.

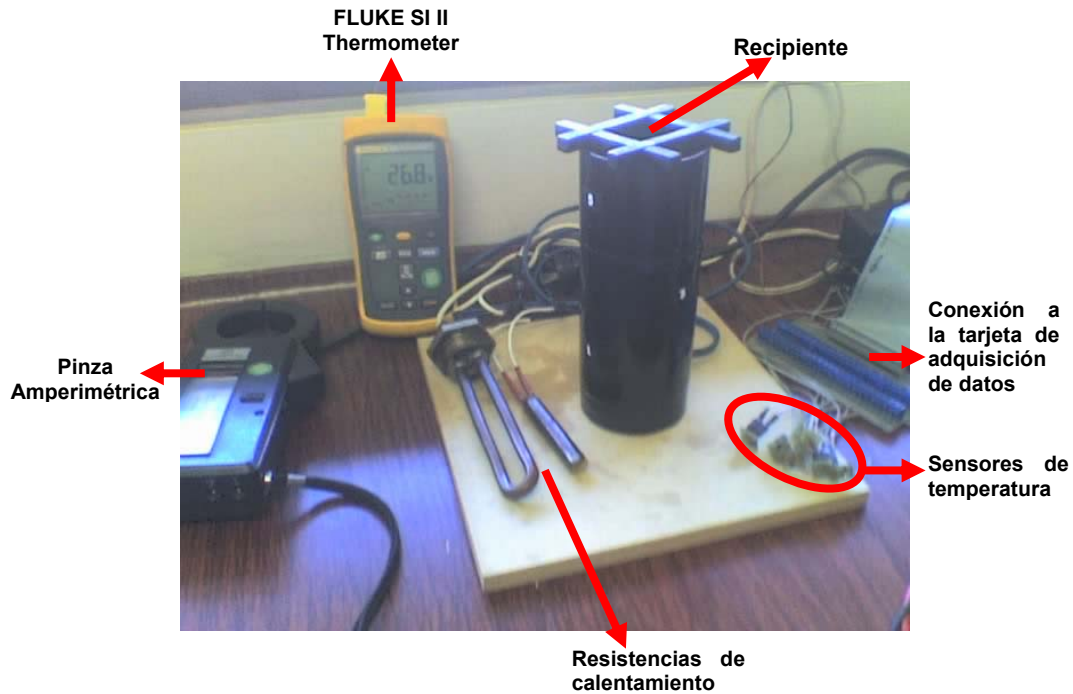
4.2 PRUEBAS REALIZADAS.

Con el fin de obtener los parámetros adecuados para la adquisición de las señales requeridas, se efectuaron algunas pruebas previas utilizando dispositivos disponibles en el laboratorio de la Escuela de Ingeniería Eléctrica Electrónica y de Telecomunicaciones, a partir de las cuales, se obtuvieron datos como la temperatura aproximada a la cual se estabilizaba el sistema, medidas de la tensión y corriente, además de la energía consumida por este.

Los datos de temperatura, permitieron seleccionar adecuadamente el sensor, ya que se observó que las temperaturas máximas alcanzadas se encontraban en los rangos de 125°C y 150°C, las cuales a su vez concordaban con las propiedades del aceite a utilizar.

Utilizando las herramientas adecuadas, se implementó el montaje experimental mostrado en la figura 26, con el cual se obtuvieron las señales necesarias para el análisis de resultados y la validación de los modelos.

Figura 26. Elementos del montaje experimental.



Fuente: Autores del proyecto.

Algunos elementos utilizados en el montaje se listan a continuación:

- **Pinza Amperimétrica.** El valor proporcionado por éste junto con el dato de tensión de alimentación, son utilizados para el cálculo numérico de la energía consumida por el sistema.
- **FLUKE SI II Thermometer.** Utilizado para verificación del comportamiento de los sensores durante el transcurso de las pruebas y para medición de temperaturas ambiente.
- **Tarjeta de adquisición de datos NI6025E.**
- **Resistencias de Calentamiento.** Se utilizaron dos resistencias de calentamiento, la de mayores dimensiones como parte del prototipo experimental, y la de menores dimensiones como elemento para simular la falla por perturbación térmica externa.
- **Sensores de temperatura.**

Figura 27. Sensores de temperatura.



Fuente: Autores del proyecto.

El montaje experimental se ilustra en la siguiente figura.

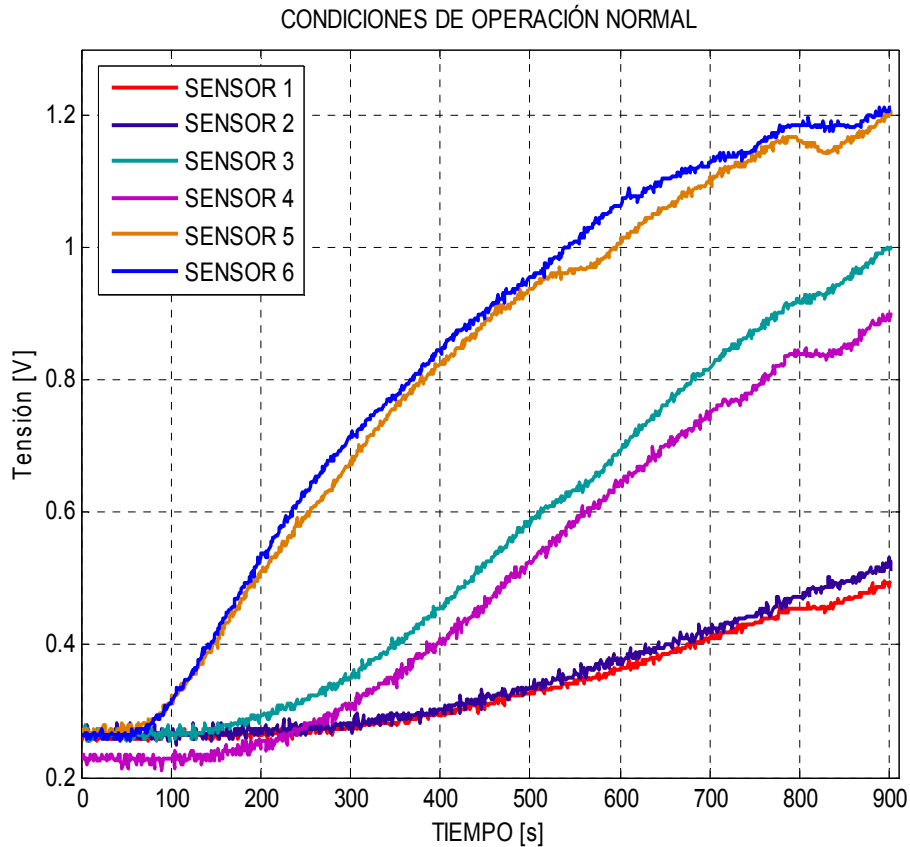
FIGURA 28. Montaje experimental.



Fuente: Autores del proyecto.

Las pruebas realizadas corresponden al comportamiento del prototipo bajo las condiciones de operación normal y de las tres fallas estudiadas. Con estas se obtuvieron los datos de temperatura necesarios para los respectivos análisis. En la figura 29 se observan las señales proporcionadas por los sensores bajo condiciones de operación normal del sistema en los 6 nodos estudiados.

Figura 29. Señales proporcionadas por los sensores bajo condiciones de operación normal del sistema

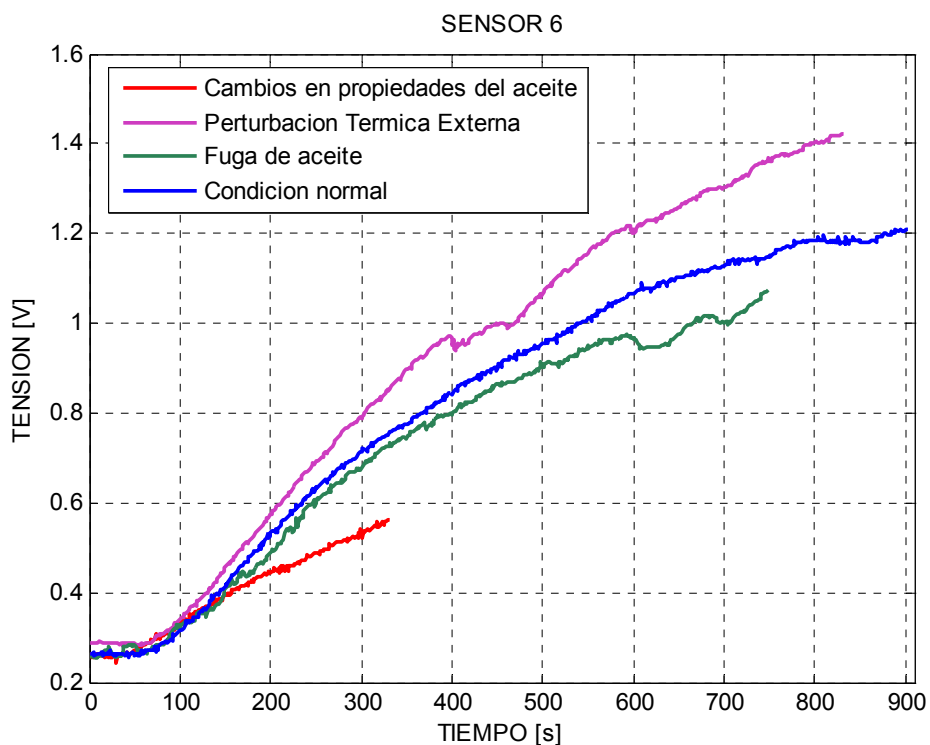


Fuente: Autores del proyecto.

Al final de la prueba no se logra observar el estado estable, esto se debe al comportamiento del aceite, el cual no permitía prolongar la prueba más tiempo.

En la figura 30 se presentan las señales proporcionadas por el sensor 6, ubicado en la parte superior del recipiente, bajo las condiciones de operación normal y de fallas.

Figura 30. Señales proporcionadas por el sensor 6 bajo condiciones de operación normal y de falla del sistema



Fuente: Autores del proyecto.

Los valores de tensión y corriente obtenidos en cada prueba se listan en la tabla 8.

Tabla 8. Datos de tensión, corriente y temperatura ambiente tomados durante las pruebas.

	Condición Normal	Variación en las propiedades del aceite	Fuga de aceite en el sistema	Perturbación térmica externa
Tensión [Vrms]	62,6	62	67,8	62,8
Corriente [Arms]	2,4	2,4	2,4	2,5
Temperatura Ambiente [°C]	26,,8	27	27.9	28,3

Fuente: Autores del proyecto.

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.

En este capítulo se presenta la validación de los modelos desarrollados, contrastando los resultados experimentales obtenidos en las pruebas realizadas con los datos proporcionados por las redes neuronales artificiales.

Con este propósito, se realizaron pruebas en intervalos de tiempo que varían desde 320s y 900s, dependiendo del comportamiento de las señales de temperatura de las diferentes condiciones de operación del sistema.

En cuanto a los modelos obtenidos, para la comparación, se simuló el comportamiento de cada una de las salidas de las redes neuronales artificiales entrenadas, para entradas de energía de valor e intervalos de tiempo consistentes con los encontrados en la práctica.

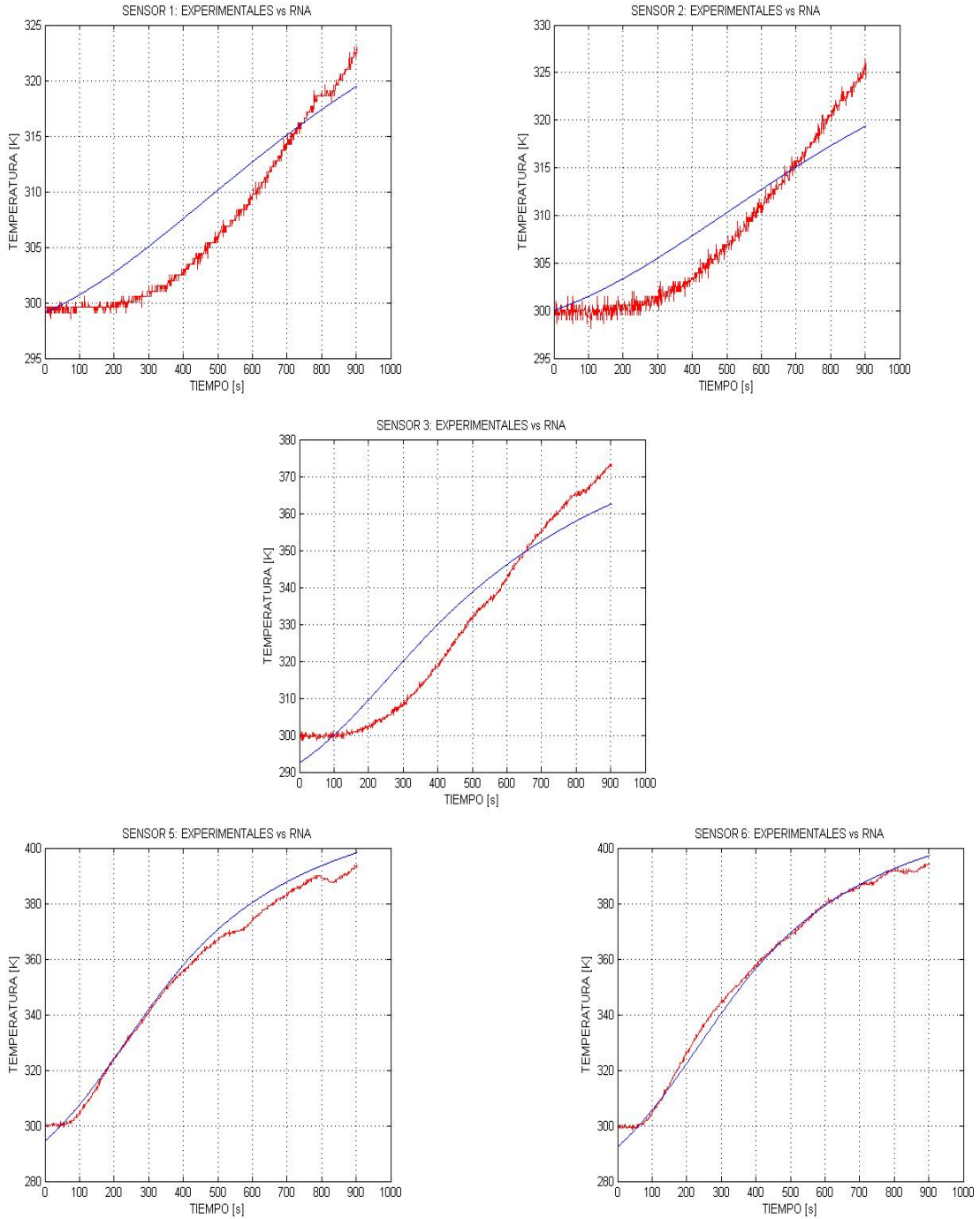
Como medida estadística del desempeño general de los modelos, se calcula el error porcentual medio, calculado asumiendo como datos reales, los obtenidos del prototipo experimental, y como datos “estimados” las respuestas de los modelos (Redes Neuronales Artificiales Entrenadas).

Es importante destacar en este punto, que el comportamiento real del sistema presenta un tiempo muerto que no logra ser emulado por la red neuronal y que este es mayor en los sensores uno y dos, llegando a alcanzar un valor aproximado de 200 segundos y disminuyendo a mediada que los sensores se sitúan a mayor altura en el recipiente, siendo aproximadamente de 120 segundos en el sensor tres y de 60 segundos en el cinco y seis. Este fenómeno se presenta en todos los casos, afectando considerablemente el desempeño de las redes entrenadas.

5.1 VALIDACIÓN DEL MODELO PARA CONDICIONES DE OPERACIÓN NORMAL.

El modelo en condiciones de operación normal describe la dinámica del sistema operando normalmente, es decir, sin ninguna variación o alteración en sus características.

Figura 31. Comparación modelo R.N.A vs. datos experimentales en condiciones de operación normal. ROJO: Datos experimentales. AZUL: Red Neuronal.



Fuente: Autores del proyecto.

La figura 31 presenta los resultados obtenidos, comparando los datos proporcionados por cada sensor, con los obtenidos de la red neuronal artificial. Se observa como las salidas cinco y seis proporcionan datos similares a los obtenidos experimentalmente, y alcanzan temperaturas aproximadas de 395 K. El sensor tres alcanza una temperatura de 373 K sin embargo, la simulada por la red neuronal es de 362 K, presentando una diferencia de 11 K en su temperatura final. Los sensores uno y dos tienen una respuesta mas lenta con respecto a los demás, alcanzando una temperatura final de 323 K, observándose una diferencia con respecto al simulado de 3,6 K.

El indicador estadístico del desempeño de este modelo para cada sensor se muestra en la tabla 9.

Tabla 9. Error porcentual medio. Modelo Normal.

PORCENTAJE DE ERROR MEDIO, COMPARANDO CON DATOS EXPERIMENTALES.					
	SENSOR 1	SENSOR 2	SENSOR 3	SENSOR 5	SENSOR 6
NORMAL	0,0306	0,0320	0,0727	0,0291	0,0206

Fuente: Autores del proyecto.

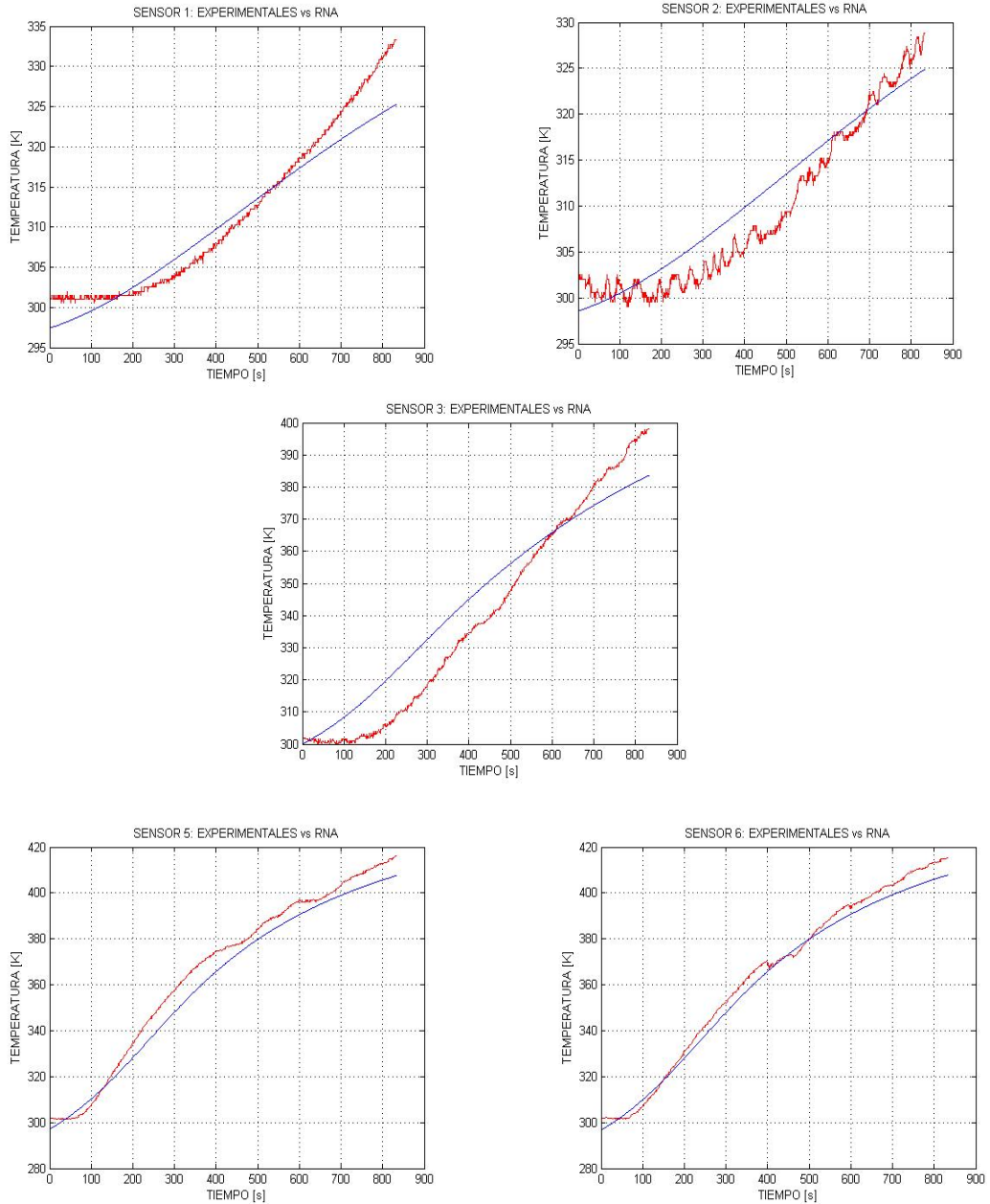
5.2 VALIDACIÓN DEL MODELO INCLUYENDO UNA PERTURBACIÓN TÉRMICA EXTERNA

Este modelo representa la intrusión en el sistema de una resistencia de calentamiento, simulando una perturbación térmica ajena al sistema como tal.

El comportamiento dinámico obtenido para los diferentes sensores se presenta en la figura 32, en donde comparan con los resultados de la simulación de la red neuronal del modelo correspondiente.

Similar a los resultados obtenidos en el modelo bajo condiciones de operación normal, el mejor desempeño se observa en los sensores cinco y seis, siendo estos los que presentan la respuesta mas rápida y el menor tiempo muerto, alcanzando una temperatura aproximada de 410 K en un tiempo de 832 segundos, seguido por el sensor tres que alcanza una temperatura de 398 K y cuya diferencia con el valor proporcionado por la red neuronal artificial es de 14 K, siendo este valor de 384 K, los sensores uno y dos alcanzan una temperatura aproximada de 330 K, el valor proporcionado en la simulación fue aproximadamente de 325 K.

FIGURA 32. Comparación modelo R.N.A vs. datos experimentales bajo la presencia de una perturbación térmica externa. ROJO: Datos experimentales. AZUL: Red Neuronal.



Fuente: Autores del proyecto

El valor del error porcentual medio para este modelo se presenta en la tabla 10.

Tabla 10. Error porcentual medio. Perturbación térmica externa.

PORCENTAJE DE ERROR MEDIO, COMPARANDO CON DATOS EXPERIMENTALES.					
	SENSOR 1	SENSOR 2	SENSOR 3	SENSOR 5	SENSOR 6
PERTURBACIÓN	0,0292	0,0362	0,0736	0,0324	0,0268

Fuente: Autores del proyecto.

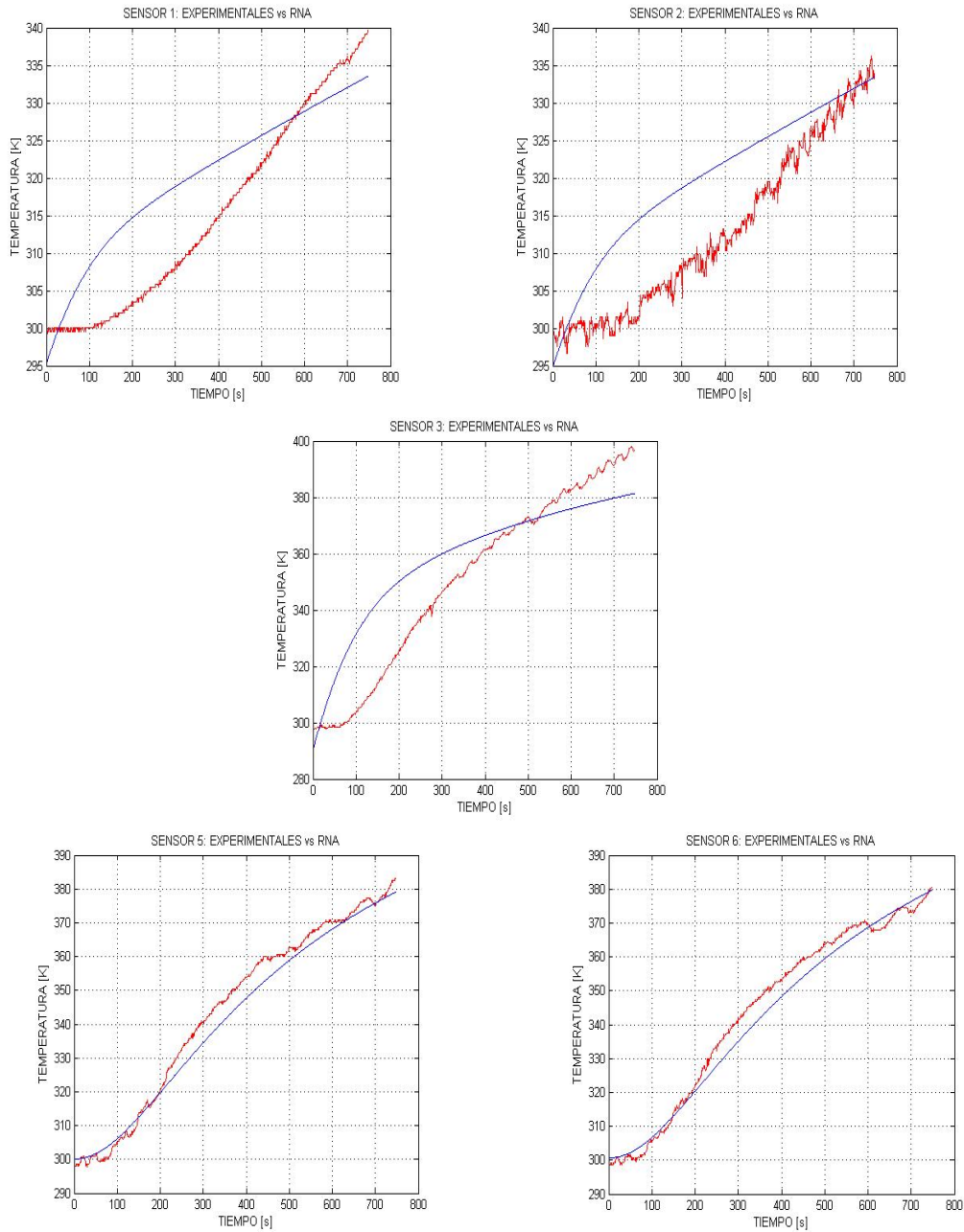
5.3 VALIDACIÓN DEL MODELO EN CONDICIONES DE FUGA DE ACEITE.

Este modelo representa el caso de una disminución en el nivel de aceite en el recipiente, y se estudió de forma práctica para un intervalo de 750 segundos. Los datos experimentales permiten validar el modelo obtenido con RNA para este intervalo, y su desempeño se ilustra en la figura 335-3.

La figura 33, al igual que en los resultados mostrados a lo largo del capítulo, ilustra en color rojo los datos experimentales obtenidos y en color azul las salidas de la red neuronal artificial representando cada una un sensor determinado. La salida uno representando el sensor uno y de igual forma para los sensores subsiguientes.

En esta figura, se puede apreciar que las salidas cuyo comportamiento se asemeja más a la realidad práctica corresponden a las que representan los sensores cinco y seis. La salida tres presenta un comportamiento aceptable aunque comienza a alejarse del comportamiento real. En cuanto a las salidas uno y dos de la red neuronal, se presenta un comportamiento considerablemente diferente a la realidad en cuanto a la forma de la gráfica.

Figura 33. Comparación modelo con RNA vs. Datos Experimentales. Fuga Aceite. ROJO: Datos experimentales. AZUL: Red Neuronal.



Fuente: Autores del proyecto..

Las medidas del error porcentual medio para este modelo se muestran en la tabla 11. En donde se aprecia que el error obtenido para cada sensor es alto en comparación con los demás modelos obtenidos, en especial para el caso del sensor 3.

Tabla 11. Porcentaje de error medio. Fuga Aceite.

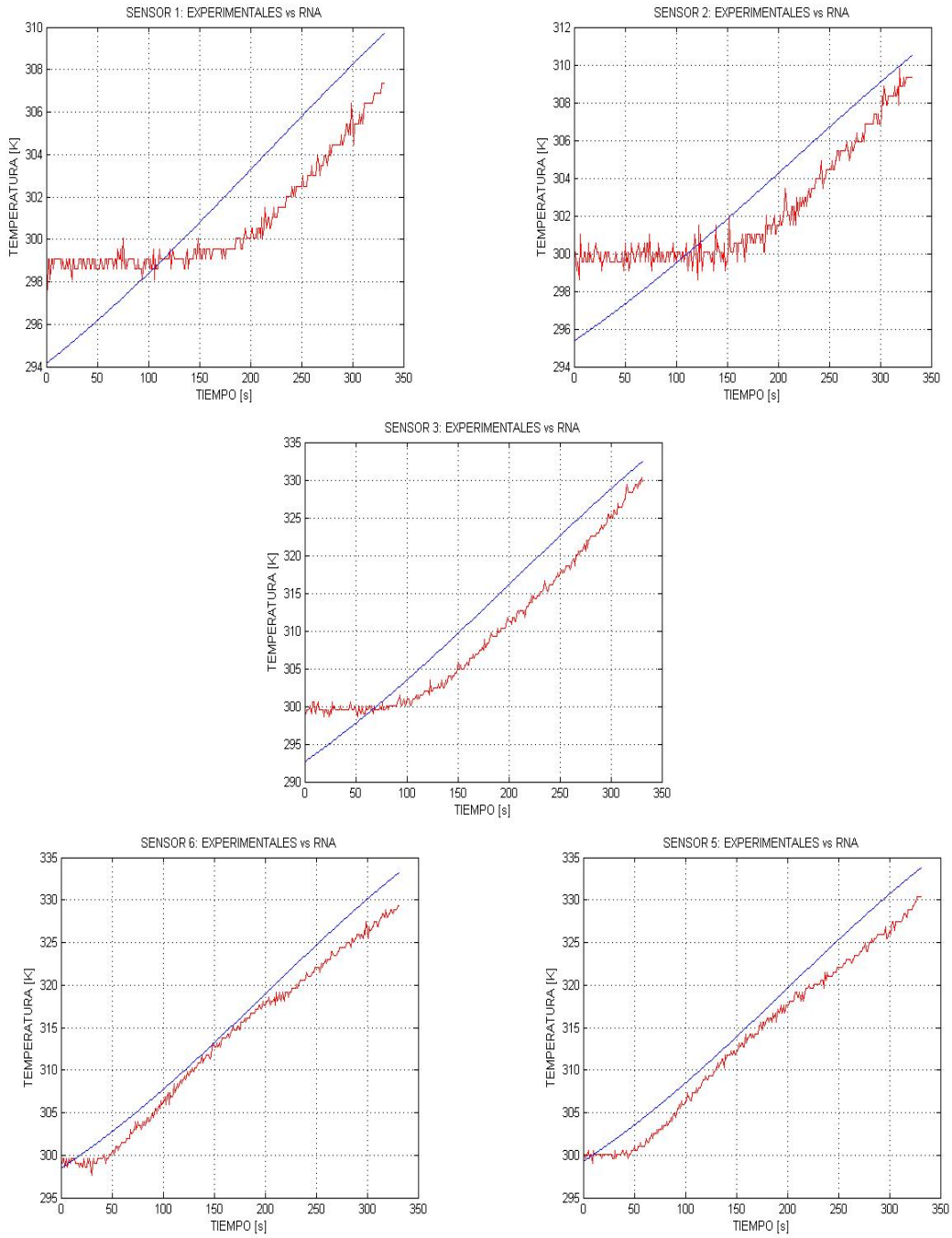
PORCENTAJE DE ERROR MEDIO, COMPARANDO CON DATOS EXPERIMENTALES.					
	SENSOR 1	SENSOR 2	SENSOR 3	SENSOR 5	SENSOR 6
FUGA	0,0903	0,1017	0,1655	0,0504	0,0764

Fuente: Autores del proyecto.

5.4 VALIDACIÓN DEL MODELO CONSIDERANDO ACEITE QUEMADO.

Este modelo trata de simular las consecuencias en la dinámica de la temperatura del prototipo en el caso en que las propiedades del fluido se vean modificadas drásticamente. Para este propósito, se ha utilizado aceite “quemado”, el cual muestra un considerable desgaste y da indicios de variaciones en sus propiedades. El desempeño del modelo en comparación con datos experimentales se ilustra en la siguiente figura, donde se aprecia la comparación de la respuesta de cada sensor con la salida correspondiente de la red neuronal artificial entrenada.

Figura 34. Comparación modelo con RNA vs. Datos Experimentales. Aceite Quemado. ROJO: Datos experimentales. AZUL: Red Neuronal



Fuente: Autores del proyecto..

Para este modelo, el comportamiento exhibido por todas las salidas de la red neuronal artificial se asemeja considerablemente a la realidad. En particular, las salidas cinco y seis presentan gran similitud al comportamiento real mostrado por los correspondientes sensores cinco y seis. El sensor tres presenta un comportamiento aceptable ya que la separación entre su respuesta y la real es poca. En cuanto a las salidas uno y dos, es fácil apreciar que el comportamiento es similar al real, exceptuando los tiempos muertos.

El error porcentual medio calculado para este modelo, al igual que para los anteriores, permite observar y evaluar mejor el desempeño del modelo obtenido.

Tabla 12. Error porcentual medio. Aceite Quemado

PORCENTAJE DE ERROR MEDIO, COMPARANDO CON DATOS EXPERIMENTALES.					
	SENSOR 1	SENSOR 2	SENSOR 3	SENSOR 5	SENSOR 6
ACEITE QUEMADO	2,5733	1,6989	5,4467	1,1741	1,0396

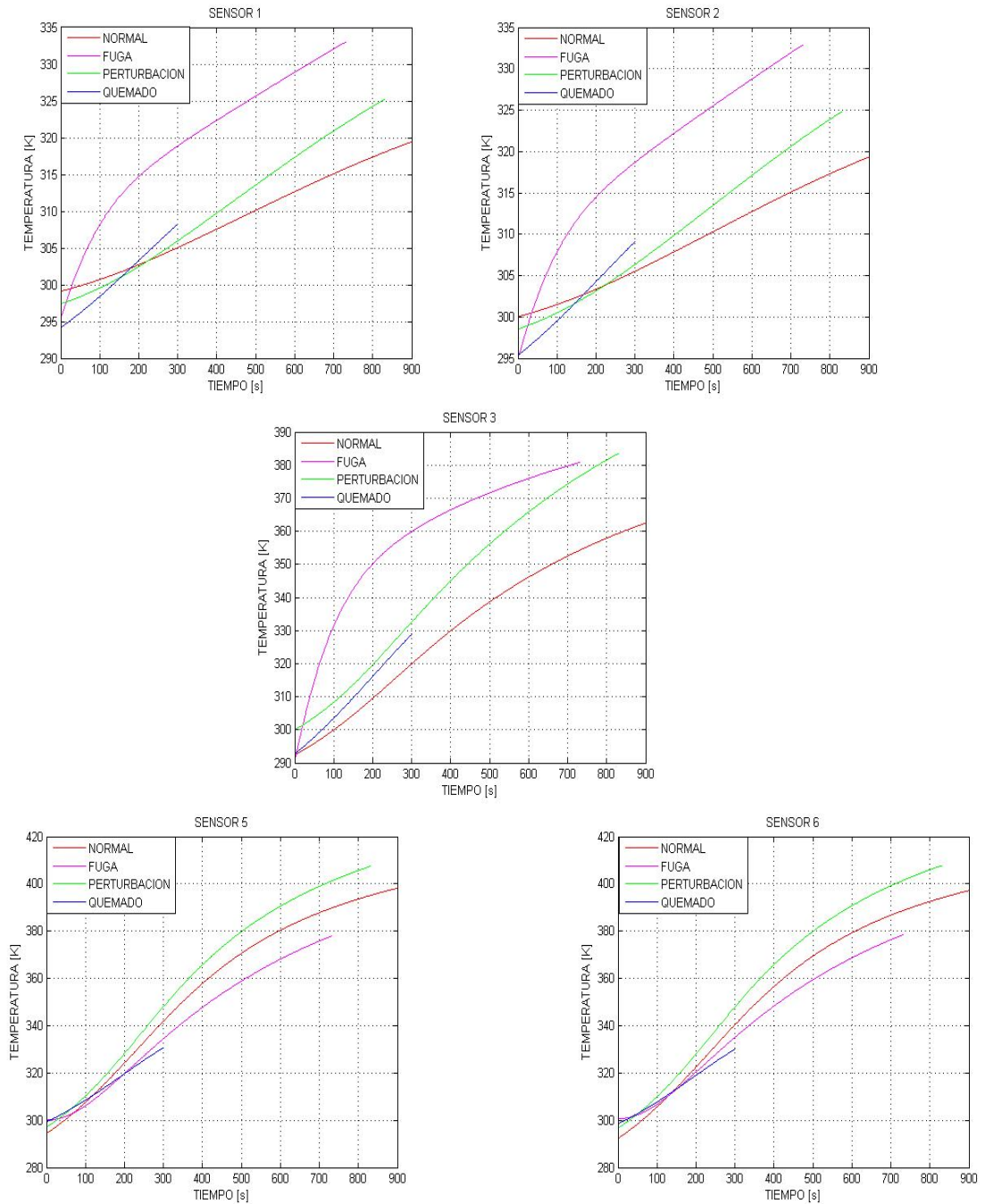
Fuente: Autores del proyecto.

5.5 COMPARACIÓN DE LOS MODELOS OBTENIDOS.

Los resultados expuestos a lo largo de este capítulo muestran la validez de los modelos obtenidos con las redes neuronales artificiales para cada uno de las condiciones estudiadas de operación del sistema.

Otra forma útil de visualizar los resultados es comparando el desempeño de cada una de las salidas de las redes neuronales artificiales entrenadas, en las distintas condiciones de operación. Este desempeño se ilustra en la figura 35.

Figura 35. Comparación de las salidas de las RNA para cada condición de operación



Fuente: Autores del proyecto.

Lo primero que se puede destacar en la gráfica, es la corta duración de la prueba experimental realizada con el modelo del sistema con aceite quemado, esto debido al comportamiento del aceite utilizado el cual no permitía continuar por un periodo de tiempo mayor. Este hecho dificulta en gran medida el análisis de esta condición de operación.

Tal como podría esperarse, las máximas temperaturas alcanzadas en el prototipo se aprecian en el sistema en condiciones de perturbación térmica externa, hecho que se debe principalmente a la presencia de un agente extra de calentamiento, el cual introduce mayor energía al sistema.

En cuanto al modelo con fuga de aceite, se aprecia que los sensores ubicados en las partes del recipiente que alcanzan a tener contacto con el aceite (sensores uno, dos y tres), presentan un calentamiento mayor al mostrado en comparación con las demás condiciones de operación.

La forma como varía la temperatura en los sensores cinco y seis del modelo del sistema en operación normal, es muy semejante a la esperada teóricamente. Los puntos correspondientes a estos sensores muestran un pequeño tiempo muerto antes de comenzar a calentarse. Posteriormente a este tiempo, se aprecia un aumento considerablemente rápido de la temperatura, velocidad que va disminuyendo a medida que el sistema se acerca a su estado estable.

El desempeño de cada uno de los modelos, en comparación con los datos experimentales obtenidos, también se evaluó mediante el cálculo de los porcentajes de error relativos. Los cuales se muestran en la tabla 13.

Tabla 13. Error Relativo Porcentual

PORCENTAJES DE ERROR DE LOS MODELOS OBTENIDOS RESPECTO A LOS DATOS EXPERIMENTALES						
	SENSOR 1			SENSOR 2		
	MIN	MEDIO	MÁXIMO	MIN	MEDIO	MÁXIMO
1	0.0021	0.5921	1,7534	0.0011	0.3152	2,2611
2	0.0006	1,6045	4,1816	0.0050	2,3106	5,0409
3	0.0033	0,4321	1,4204	0,0028	0,1073	1,8413
4	0,0026	0,2215	2,3125	0,0005	0,6584	2,0276

Fuente: Autores del Proyecto

PORCENTAJES DE ERROR DE LOS MODELOS OBTENIDOS RESPECTO A LOS DATOS EXPERIMENTALES									
	SENSOR 3			SENSOR 5			SENSOR 6		
	MIN	MEDI O	MÁXIM O	MIN	MEDI O	MÁXIM O	MIN	MEDI O	MÁXIM O
1	0.000 5	0.606 3	6,5037	0.000 2	0.509 9	2,2989	0.000 2	0.079 5	1,8244
2	0.000 7	0.358 3	7,4934	0,001 6	3,205 5	0,6927	0.000 7	1,615 6	4,6334
3	0,019 0	1,161 8	2,4060	0,008 7	0,660 0	1,4613	0,002 8	0,408 6	1,3662
4	0,022 0	0,075 3	4,2711	0,000 7	0,039 8	2,0979	0,000 5	0,360 8	2,2290

Fuente: Autores del Proyecto.

En la tabla se tienen los modelos del 1 al 4 enunciando cada uno de los casos estudiados como se lista a continuación:

1. Modelo Normal.
2. Modelo Fuga de Aceite.
3. Modelo Aceite Quemado.
4. Modelo Perturbación Térmica.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 CONCLUSIONES.

El modelo computacional obtenido, para diferentes modos de operación del sistema, usando redes neuronales artificiales representa una gran ventaja para aplicaciones de sistemas de supervisión experta en procesos, ya que estos resultan ser computacionalmente más eficientes en comparación con los modelos computacionales obtenidos mediante elementos finitos, como es el caso de la herramienta computacional ANSYS.

Los modelos con redes neuronales obtenidos presentan menores tiempo de cómputo al momento de encontrar la respuesta del sistema, siendo estos del orden de los segundos, en comparación con los modelos obtenidos con ANSYS los cuales tardan más de una hora en un ordenador común para encontrar la solución. Esta velocidad de cómputo, los hace muy apetecibles en aplicaciones de sistemas de diagnóstico y sistemas de control.

En el proceso de implementación de los modelos computacionales, se simuló un sistema de calentamiento eléctrico monofásico, en condiciones de operación analizadas: normal y de tres fallas, usando el software basado en el análisis por elementos finitos ANSYS, tal simulación permitió generar datos de entrenamiento para crear un modelo computacional basado en Redes Neuronales Artificiales.

Para la implementación de las simulaciones en ANSYS, se seleccionaron apropiadamente los elementos acordes al sistema físico y se definió un enmallado teniendo en cuenta las dimensiones del sensor.

Las simulaciones en ANSYS, mostraron dinámicas de temperatura muy similares a las esperadas del sistema físico. Se aprecia en los resultados obtenidos la presencia de un estado transitorio y estable.

Un fenómeno que no es posible apreciar en las simulaciones con ANSYS, son los tiempos muertos del sistema. Esta falencia en las simulaciones se debe a que bajo las condiciones estudiadas y los fenómenos físicos que se tuvieron en cuenta al momento de simular en ANSYS no son suficientes para modelar tan importante fenómeno. Cabe anotar en este punto que el análisis de los tiempos muertos es considerado un área de estudio bastante extensa e importante, y que no es objeto de estudio de este proyecto.

Para la obtención de datos más confiables con el uso de simulaciones en ANSYS, es necesario tener un amplio conocimiento del sistema en estudio, además de las

posibilidades, herramientas y comandos con los que cuenta el software. De igual forma, es indispensable tener presente los fenómenos físicos que ocurren dentro de los límites del sistema o dispositivo a simular. Todas las consideraciones necesarias no aseguran que el modelo obtenido sea igual al real pero si garantizan que los resultados logrados puedan ser aplicables.

En cuanto a los modelos computacionales del sistema, se crearon cuatro Redes Neuronales Artificiales del tipo feed-forward backpropagation, cada una de las cuales representa un modo de operación del sistema.

Se verificó el desempeño de las redes neuronales entrenadas a partir de entradas de energía diferentes a las usadas durante el entrenamiento con ayuda de las simulaciones en ANSYS, mostrando que estas respondían satisfactoriamente, prediciendo un comportamiento dinámico de temperatura similar al esperado.

A partir de los porcentajes de error calculados, se verifica el correcto entrenamiento de las redes neuronales artificiales, donde el máximo error obtenido fue de 0,099% para el sensor tres en el caso en que existe una fuga de aceite en el sistema.

Se construyó un prototipo con el fin de validar experimentalmente las condiciones de operación normal y de falla planteadas en el proyecto. Para esto adicionalmente se diseñó e implementó el sistema de adquisición de datos de temperatura en los puntos o nodos de interés del sistema. Estos datos experimentales fueron utilizados como indicador en la verificación del desempeño de las redes neuronales artificiales.

Con los datos experimentales, se calculó el error porcentual medio de los modelos obtenidos. Tales errores porcentuales son pequeños a pesar de que la curva de temperatura del modelo de la red neuronal no sigue exactamente la curva experimental. Esto se debe principalmente al tiempo muerto. Una vez el sistema ha superado dicho tiempo, las respuestas de las redes neuronales y los datos experimentales son muy similares.

Es posible apreciar también el desempeño de los modelos para la predicción de las temperaturas de salida, observando los valores mínimos, máximos y medio, del porcentaje de error relativo, lo que indica que el valor simulado es cercano al valor "real". El porcentaje de error relativo máximo encontrado se presentó en el sensor 3 para la condición de fuga de aceite, con un valor de 7,49%. Este valor se considera pequeño, teniendo en cuenta que la variable estudiada es temperatura en grados Kelvin y que esta se encuentra en el proceso en un rango de 300K a 420K.

Los datos experimentales permitieron validar la suposición de un comportamiento simétrico respecto a un plano transversal del prototipo en estudio. Ya que sensores ubicados en caras opuestas del prototipo y a una altura similar mostraron un comportamiento homólogo, presentando las mismas formas en la dinámica de la temperatura, valores semejantes de temperatura en los mismos intervalos de tiempo y prácticamente los mismos valores mínimos y máximos. Esta suposición de simetría permite simplificar considerablemente el problema en estudio, y se ve reflejada principalmente en la disminución del tiempo que le toma al computador efectuar las operaciones necesarias para realizar las simulaciones en ANSYS.

6.2 RECOMENDACIONES.

La culminación de este proyecto, luego de cumplirse los objetivos propuestos, plantea nuevos temas de estudio para futuras tesis. Problemas como las no linealidades del tiempo muerto pueden ser estudiados a detalle en un trabajo futuro, ya que éstas representan un inconveniente en el modelado de diferentes sistemas.

En este trabajo se plantearon los modelos dinámicos de temperatura para un sistema de calentamiento eléctrico monofásico en diferentes condiciones de operación. Tomando esto como punto de partida, es factible el diseño de un sistema de diagnóstico de fallas, capaz de encontrar los patrones de comportamiento que diferencien a cada condición de operación. De igual forma, un sistema de control por modelo puede desarrollarse tomando como base la metodología utilizada en este trabajo de grado y los modelos obtenidos.

En cuanto a las herramientas computacionales, el manejo de ANSYS y de las Redes Neuronales Artificiales utilizando Matlab, plantea infinidad de posibilidades para la solución de problemas relacionados no solo con la ingeniería, sino de muchas áreas de investigación que puedan valerse de estas herramientas para solucionar problemas específicos. En particular, para el tema de estudio en este proyecto, un mayor conocimiento de los fenómenos físicos involucrados en el sistema en estudio al igual que un mejor manejo de ANSYS puede llegar a la obtención de modelos más eficientes computacionalmente, cuyo comportamiento sea más cercano a la realidad.

BIBLIOGRAFÍA

ANALOG DEVICES, Inc. TMP35, 5º Revisión. Motorota Semiconductors, 2005

ANSYS, Inc. ANSYS THERMAL GUIDE, 2004

ANTONOVA, E.E.; LOOMAN, D.C. Finite elements for thermoelectric device analysis in ANSYS, 2005.

CENGEL, Yunus A. BOLES, Michael A. Termodinámica. 4ª ed. Mc Grow Hill: 2004

DELGADO MUJICA, Luis Eduardo. A Hybrid Approach of knowledge-bases reasoning for structural assessment. Tesis Doctoral. Girona. España: 2006.

MAOVENI, Saeed. Finite Element Analysis. Theory and applications with ANSYS. Second Edition: 2002.

MATLAB HELP AND DOCUMENTS.

MILLS, Anthony F. Transferencia de calor. University of California. Los Ángeles: 1997.

NATIONAL INSTRUMENTS. NI6025-E.: 2005

SEIX MORCEGO, Bernardo. Estudio de Redes Neuronales Modulares para el Modelado de Sistemas Dinámicos No Lineales. Barcelona: 2000.

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA. Tutorial Redes Neuronales Artificiales. Colombia: 2000.

Anexo A. Análisis de elementos finitos para dispositivos Termoeléctricos en Ansys.

Un análisis termo-eléctrico en ANSYS, puede describir efectos tales como Joule, Peltier, Seebeck y Thomson, además de incluir una gran variedad de elementos para ser usados en un análisis de tal disciplina.

Las fundamentos teóricos básicos para el desarrollo de esta clase de análisis se presentan a lo largo de este anexo.

Ecuaciones que rigen la termoelectricidad

En un análisis termoeléctrico las ecuaciones de flujo de calor

$$\rho C \frac{\partial T}{\partial t} + \nabla q = \dot{q} \quad (1.6)$$

Y de continuidad de carga eléctrica

$$\nabla \cdot \left(J + \frac{\partial D}{\partial t} \right) = 0 \quad (1.7)$$

Son acopladas para obtener el grupo que constituye las ecuaciones termoeléctricas

$$q = [\Pi] \cdot J - [\lambda] \cdot \nabla T \quad (1.8)$$

$$J = [\sigma] \cdot (E - [\alpha] \cdot \nabla T) \quad (1.9)$$

y la ecuación para un medio dieléctrico

$$D = [\varepsilon] \cdot E \quad (1.10)$$

Donde:

ρ = densidad, kg/m³,

C = Calor específico, J/(kg-K),

T = temperatura absoluta, K,

\dot{q} = rata de generación de calor por unidad de volumen, W/m³,

q = vector de flujo de calor, W/m²,

J = Vector de densidad de corriente eléctrica, A/m²,

E = Vector de intensidad de campo eléctrico, V/m,

D = Vector de densidad de flujo eléctrico, C/m²,

$[\lambda]$ = Matriz de conductividad térmica, W/m-K,

$[\sigma]$ = Matriz de conductividad eléctrica, S/m,

$[\alpha]$ = Matriz de coeficiente Seebeck, V/K,

$[\Pi]$ = $T[\alpha]$ = matriz de coeficiente Peltier, V,

$[\varepsilon]$ = Matriz de permitividad dieléctrica, F/m.

En la ausencia de campos magnéticos variables en el tiempo, el rotacional de la intensidad de campo eléctrico es igual a cero ($\nabla \times E = 0$), y este puede ser derivado desde un potencial eléctrico escalar φ :

$$E = -\nabla \varphi. \quad (1.11)$$

Sustituyendo las ecuaciones (1.8) – (1.11) en las ecuaciones (1.6) y (1.7) se obtiene un sistema de ecuaciones acopladas para la termoelectricidad:

$$\rho C \frac{\partial T}{\partial t} + \nabla \cdot ([\Pi] \cdot J) - \nabla \cdot ([\lambda] \cdot \nabla T) = \dot{q} \quad (1.12)$$

$$\nabla \cdot \left([\varepsilon] \cdot \nabla \frac{\partial \varphi}{\partial t} \right) + \nabla \cdot ([\sigma] \cdot [\alpha] \cdot \nabla T) + \nabla \cdot ([\sigma] \cdot \nabla \varphi) = 0 \quad (1.13)$$

Donde el término de generación de calor \dot{q} en la ecuación (1.12) incluye la potencia eléctrica $J \cdot E$ gastada en calentamiento por efecto Joule y en trabajo hecho en contra de del campo Seebeck $[\alpha] \nabla T$.

Note que la corriente de desplazamiento $\frac{\partial D}{\partial t}$ asociado con los efectos capacitivos ha sido incluida en el sistema de ecuaciones para balancearlo, aun cuando esta puede no jugar un papel significativo en aplicaciones termoeléctricas a menos que en procesos rápidos los efectos transitorios sean considerados.

Formulación de elementos finitos.

El sistema de ecuaciones termoeléctricas para elementos finitos pueden ser obtenida aplicando el procedimiento Galerkin a las ecuaciones acopladas obtenidas en la sección anterior. Esta técnica implica (a) aproximación de la temperatura T y el potencial eléctrico escalar φ sobre un elemento finito como:

$$T = N \cdot T_e, \quad (1.14)$$

$$\varphi = N \cdot \varphi_e, \quad (1.15)$$

Donde:

N = Vector de elementos de funciones de forma.

T_e = Vector de temperaturas nodales.

φ_e = Vector de potenciales eléctricos nodales.

(b) escribir el sistema de ecuaciones (1.12) y (1.13) en una forma más descriptiva, (c) integración de las ecuaciones descriptivas por partes, y (d) tener en cuenta condiciones de frontera de Neuman.

El resultado para el sistema de ecuaciones termoeléctricas de elementos finitos es:

$$\begin{bmatrix} C^{TT} & 0 \\ 0 & C^{\varphi\varphi} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \dot{T}_e \\ \dot{\varphi}_e \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} K^{TT} & 0 \\ K^{\varphi T} & K^{\varphi\varphi} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} T_e \\ \varphi_e \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} Q + Q^P + Q^e \\ I \end{Bmatrix} \quad (1.16)$$

Donde las matrices de elementos y los vectores de carga son obtenidos por integración numérica (usando cuadraturas de Gauss) sobre el elemento de volumen V :

$$K^{TT} = \int_V \nabla N \cdot [\lambda] \cdot \nabla N dV - \text{Matriz de rigidez térmica,}$$

$$K^{\varphi\varphi} = \int_V \nabla N \cdot [\sigma] \cdot \nabla N dV - \text{Matriz de rigidez eléctrica.}$$

$$K^{\varphi T} = \int_V \nabla N \cdot [\sigma][\alpha] \cdot \nabla N dV - \text{Matriz de rigidez Seebeck,}$$

$$C^{TT} = \rho \int_V C N N dV - \text{Matriz de amortiguamiento termico.}$$

$$C^{\varphi\varphi} = \int_V \nabla N \cdot [\varepsilon] \cdot \nabla N dV - \text{Matriz de amortiguamiento dieléctrico,}$$

Q = Vector de cargas combinadas de generación de calor.

$$Q^P = \int_V \nabla N \cdot [\Pi] \cdot J dV - \text{Vector de carga de calor Peltier.}$$

$$Q^e = \int_V N E \cdot J dV - \text{Vector de carga de potencia eléctrica.}$$

I = Vector de carga de corriente eléctrica.

Las cargas térmicas (Q) pueden ser impuestas en forma de temperatura, el índice de flujo de calor en un punto, flujo de calor superficial, convección o radiación, así como la rata de generación volumétrica para otras causas como la disipación de energía (Consideradas en Q^e). Cargas eléctricas (I) pueden estar impuestas en forma de potencial eléctrico y corriente eléctrica en un punto.

La entrada en ANSYS de las matrices del material $[\lambda],[\sigma],[\alpha],[\epsilon]$ esta en la forma de sus términos diagonales por ejemplo coeficientes materiales a lo largo de los ejes x, y, z. esta entrada puede ser combinada con una orientación arbitraria del elemento en el sistema de coordenadas y considerar una orientación alternativa del material. Las propiedades eléctricas como la resistividad son introducidas e internamente convertidas en conductividad $[\sigma]$, que es la conductividad evaluada cuando el gradiente de temperaturas es igual a cero ($\nabla T = 0$). La entrada $[\lambda]$ es la conductividad térmica evaluada cuando la corriente eléctrica es cero ($J = 0$). Todas las propiedades del material pueden ser dependientes de la temperatura.

La ecuación matricial global es ensamblada a partir de las ecuaciones individuales de elementos finitos. Ya que el vector de carga térmico depende de la solución eléctrica, el análisis no es lineal (para estado estable o tiempo transitorio), y requiere al menos dos iteraciones para converger.

La solución proporciona temperaturas (T_e) y potenciales eléctricos en nodos libres, o reacciones en forma de rata de flujo de calor y corriente eléctrica en nodos con temperatura y potencial eléctrico impuestos respectivamente. El gradiente de temperatura y campo eléctrico son calculados como:

$$\nabla T = \nabla N \cdot T_e, \quad (1.17)$$

$$E = -\nabla N \cdot \phi_e, \quad (1.18)$$

Substituyéndolas luego en las ecuaciones (1.8)-(1.10) se obtienen los valores de los campos J , q , D , y la densidad de generación de calor por efecto Joule para cada elemento.

Anexo B. Programas en Matlab.

CÓDIGO PARA EL ENTRENAMIENTO DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL.

El siguiente código implementado en Matlab se toma como base para la creación, entrenamiento y simulación de las Redes Neuronales Artificiales utilizadas para modelar el sistema en las diferentes condiciones de operación estudiadas.

```
clc
clear all;
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\NORMAL\tn'
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\p'
%p=p'
t=tn';
[pn,meanp,stdp,tn,meant,stdt] = prestd(p,t);
net1 = newff(minmax(pn),[5 5],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
net1.TrainParam.goal=0.2;
net1 = train(net1,pn,tn);
an = sim(net1,pn);
a = poststd(an,meant,stdt);
E=figure(5);
set(E,'Name','Test: MODELOS OPERACIÓN NORMAL SEÑALES DE TENSION');
set(E,'NumberTitle','off')
res=get(0,'ScreenSize');
set(E,'Position',[1 1 res(3) res(4)-64]);

subplot(3,2,1);plot(p,t(1,:),p,a(1:,:),'o');title('NODO1');
subplot(3,2,2);plot(p,t(2,:),p,a(2:,:),'o');title('NODO2');
subplot(3,2,3);plot(p,t(3,:),p,a(3:,:),'o');title('NODO3');
subplot(3,2,4);plot(p,t(4,:),p,a(4:,:),'o');title('NODO4');
subplot(3,2,5);plot(p,t(5,:),p,a(5:,:),'o');title('NODO5');
subplot(3,2,6);plot(p,t(6,:),p,a(6:,:),'o');title('NODO6');

save 'D:\DOCUMENTOS\PROYECTO \MATLAB FILES\DAQ\NNNORMAL' net1
```

NOTA: Las direcciones en los comandos “load” y “save” varían dependiendo del computador en donde se corra el programa.

El mismo programa sirve para los distintos modelos, cambiando la dirección de la ubicación de los datos dependiendo del modelo y la dirección en donde se desea guardar la red entrenada.

PROGRAMA PARA EL CÁLCULO DEL ERROR PORCENTUAL MEDIO ENTRE LOS DATOS DE LAS SIMULACIONES EN ANSYS Y LAS REDES NEURONALES ENTRENADAS.

```
%SE CARGAN LOS DATOS DE ANSYS
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\NORMAL\s1n'
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\NORMAL\s2n'
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\NORMAL\s3n'
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\NORMAL\s4n'
load 'C:\Documents and Settings\PROYECTO \DATOS EN MATLAB\NORMAL\s5n'

for i=1:50
s5a(i,1)=s1n(2*i,1);
end
for i=1:50
s4a(i,1)=s2n(2*i,1);
end
for i=1:50
s1a(i,1)=s3n(2*i,1);
end
for i=1:50
s2a(i,1)=s4n(2*i,1);
end
for i=1:50
s3a(i,1)=s5n(2*i,1);
end
ansys=[s1a s2a s3a s4a s5a]';
%CARGAMOS LOS DATOS DE LAS REDES NEURONALES
load 'C:\Documents and Settings\ PROYECTO\PROGRAMAS ANALIZAR DATOS\ RNA\
MODELO NORMAL\simulacion normal'
s5r=a(5,:);
s4r=a(4,:);
s3r=a(3,:);
s2r=a(2,:);
s1r=a(1,:);

%CALCULO DEL DESEMPEÑO DE LA RED
K=size(as);
N=K(1,2);
error1=exp-as;
error2=error1.^2;
error3=error2./(exp).^2;
error4=cumsum(error3,2);
error5=sqrt(error4);
error6(1,1)=error5(1,N)/N;
error6(2,1)=error5(2,N)/N;
error6(3,1)=error5(3,N)/N;
error6(4,1)=error5(4,N)/N;
```

```

error6(5,1)=error5(5,N)/N;

%ERROR PORCENTUAL MEDIO

errorfinal=error6*100
errporcentualrelativo=((error1)./(exp))*100;

%ERROR RELATIVO MÍNIMO Y MÁXIMO PORCENTUAL
errporcentualrelativo=((error1)./(exp))*100;
erps1 = minmax(abs(errporcentualrelativo(1,:)))
erps2 = minmax(abs(errporcentualrelativo(2,:)))
erps3 = minmax(abs(errporcentualrelativo(3,:)))
erps4 = minmax(abs(errporcentualrelativo(4,:)))
erps5 = minmax(abs(errporcentualrelativo(5,:)))

%ERROR RELATIVO PROMEDIO
erpms1a = cumsum(errporcentualrelativo(1,:),2);
erpms1 = abs(erpms1a(1,N)/N)
erpms2a = cumsum(errporcentualrelativo(2,:),2);
erpms2 = abs(erpms2a(1,N)/N)
erpms3a = cumsum(errporcentualrelativo(3,:),2);
erpms3 = abs(erpms3a(1,N)/N)
erpms4a = cumsum(errporcentualrelativo(4,:),2);
erpms4 = abs(erpms4a(1,N)/N)
erpms5a = cumsum(errporcentualrelativo(5,:),2);
erpms5 = abs(erpms5a(1,N)/N)

```

NOTA: La parte del código etiquetada como CALCULO DEL DESEMPEÑO DE LA RED, es utilizada también para el cálculo del error porcentual medio entre los modelos y los datos experimentales.

Anexo C. Datasheet del sensor de temperatura



Low Voltage Temperature Sensors

TMP35/TMP36/TMP37

FEATURES

- Low voltage operation (2.7 to 5.5 V)
- Calibrated directly in °C
- 10 mV/°C scale factor (20 mV/°C on TMP37)
- ±2°C accuracy over temperature (typ)
- ±0.5°C linearity (typ)
- Stable with large capacitive loads
- Specified -40°C to +125°C, operation to +150°C
- Less than 50 μA quiescent current
- Shutdown current 0.5 μA max
- Low self-heating

APPLICATIONS

- Environmental control systems
- Thermal protection
- Industrial process control
- Fire alarms
- Power system monitors
- CPU thermal management

GENERAL DESCRIPTION

The TMP35, TMP36, and TMP37 are low voltage, precision, centigrade temperature sensors. They provide a voltage output that is linearly proportional to the Celsius (centigrade) temperature. The TMP35/TMP36/TMP37 do not require any external calibration to provide typical accuracies of ±1°C at +25°C and ±2°C over the -40°C to +125°C temperature range.

The low output impedance of the TMP35/TMP36/TMP37 and its linear output and precise calibration simplify interfacing to temperature control circuitry and A/D converters. All three devices are intended for single-supply operation from 2.7 V to 5.5 V maximum. The supply current runs well below 50 μA, providing very low self-heating—less than 0.1°C in still air. In addition, a shutdown function is provided to cut the supply current to less than 0.5 μA.

The TMP35 is functionally compatible with the LM35/LM45 and provides a 250 mV output at 25°C. The TMP35 reads temperatures from 10°C to 125°C. The TMP36 is specified from -40°C to +125°C, provides a 76 mV output at 25°C, and operates to 125°C from a single 2.7 V supply. The TMP36 is functionally compatible with the LM50. Both the TMP35 and TMP36 have an output scale factor of 10 mV/°C. The TMP37 is intended for applications over the range 5°C to 100°C and

FUNCTIONAL BLOCK DIAGRAM

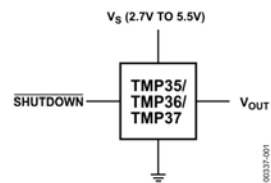


Figure 1.

PIN CONFIGURATIONS

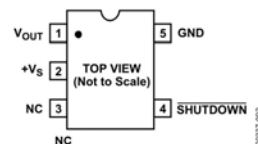


Figure 2. R-8 (SO-23)

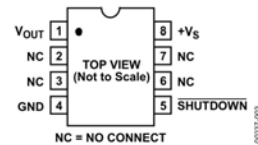


Figure 3. RN-8 (SOIC)

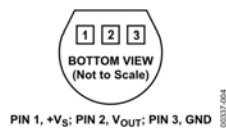


Figure 4. TO-92

provides an output scale factor of 20 mV/°C. The TMP37 provides a 500 mV output at 25°C. Operation extends to 150°C with reduced accuracy for all devices when operating from a 5 V supply.

The TMP35/TMP36/TMP37 are available in low cost 3-lead TO-92, SOIC-8, and 5-lead SO-23 surface-mount packages.

Rev. D

Information furnished by Analog Devices is believed to be accurate and reliable. However, no responsibility is assumed by Analog Devices for its use, nor for any infringements of patents or other rights of third parties that may result from its use. Specifications subject to change without notice. No license is granted by implication or otherwise under any patent or patent rights of Analog Devices. Trademarks and registered trademarks are the property of their respective owners.

One Technology Way, P.O. Box 9106, Norwood, MA 02062-9106, U.S.A.
Tel: 781.329.4700 www.analog.com
Fax: 781.461.3113 © 2005 Analog Devices, Inc. All rights reserved.

TMP35/TMP36/TMP37

TABLE OF CONTENTS

Specifications.....	3	Microprocessor Interrupt Generator.....	13
Absolute Maximum Ratings.....	4	Thermocouple Signal Conditioning with Cold-Junction Compensation.....	14
ESD Caution.....	4	Using TMP3x Sensors in Remote Locations.....	15
Typical Performance Characteristics.....	5	Temperature to 4–20 mA Loop Transmitter.....	15
Functional Description.....	8	Temperature to Frequency Converter.....	16
Applications.....	9	Driving Long Cables or Heavy Capacitive Loads.....	17
Shutdown Operation.....	9	Commentary on Long-Term Stability.....	17
Mounting Considerations.....	9	Outline Dimensions.....	18
Thermal Environment Effects.....	9	Ordering Guide.....	19
Basic Temperature Sensor Connections.....	10		
Fahrenheit Thermometers.....	10		
Average and Differential Temperature Measurement	12		

REVISION HISTORY

3/05ev. C to Rev. D	10/02ev. B to Rev. C
Updated Format.....	Universal Deleted text from Commentary on Long-Term Stability section
Changes to Specifications.....	3..... 13
Additions to Absolute Maximum Ratings.....	Update OUTLINE DIMENSIONS.....
Updated Outline Dimensions.....	19..... 14
Changes to Ordering Guide.....	9/01ev. A to Rev. B
	19

SPECIFICATIONS

V_S □ 2.7 V to 5.5 V, -40°C \bar{T} +125°C, unless otherwise noted.

Table 1.

Parameter ¹	Symbol	Conditions	Min	Typ	Max	Unit
ACCURACY						
TMP35/TMP36/TMP37F		T _A = 25°C		±1	±2	°C
TMP35/TMP36/TMP37G		T _A = 25°C		±1	±3	°C
TMP35/TMP36/TMP37F		Over rated temperature		±2	±3	°C
TMP35/TMP36/TMP37G		Over rated temperature		±2	±4	°C
Scale Factor, TMP35		10°C ≤ T ≤ +125°C		10		mV/°C
Scale Factor, TMP36		-40°C ≤ T ≤ +125°C		10		mV/°C
Scale Factor, TMP37		5°C ≤ T ≤ 85°C		20		mV/°C
		5°C ≤ T ≤ 100°C		20		mV/°C
Load Regulation		3.0 V ≤ V _S ≤ 5.5 V 0 μA ≤ I ≤ 50 μA				
		-40°C ≤ T ≤ +105°C		6	20	m°C/μA
		-105°C ≤ T ≤ +125°C		25	60	m°C/μA
Power Supply Rejection Ratio	PSRR	T _A = 25°C		30	100	m°C/V
		3.0 V ≤ V _S ≤ 5.5 V		50		m°C/V
Linearity				0.5		°C
Long-Term Stability		T _A = 150°C for 1 kHz		0.4		°C
SHUTDOWN						
Logic High Input Voltage	V _{IH}	V _S = 2.7 V	1.8			V
Logic Low Input Voltage	V _{IL}	V _S = 5.5 V			400	mV
OUTPUT						
TMP35 Output Voltage		T _A = 25°C		250		mV
TMP36 Output Voltage		T _A = 25°C		750		mV
TMP37 Output Voltage		T _A = 25°C		500		mV
Output Voltage Range			100		2000	mV
Output Load Current	I _L		0		50	μA
Short-Circuit Current	I _{SC}	Note 2			250	μA
Capacitive Load Driving	C _L	No oscillations ²	1000	10000		pF
Device Turn-On Time		Output within ±1°C 100 kΩ 100 pF load		0.5	1	ms
POWER SUPPLY						
Supply Range	V _S		2.7		5.5	V
Supply Current	I _{SY} (ON)	Unloaded			50	μA
Supply Current (Shutdown)	I _{SY} (OFF)	Unloaded		0.01	0.5	μA

¹ Does not consider errors caused by self-heating.

² Guaranteed but not tested.

TMP35/TMP36/TMP37

ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS

Table 2.

Parameter ²	Rating
Supply Voltage	7 V
Shutdown Pin	$GND \leq \text{SHUTDOWN} \leq V_S$
Output Pin	$GND \leq V_{OUT} \leq V_S$
Operating Temperature Range	-55°C to +150°C
Die Junction Temperature	175°C
Storage Temperature Range	-65°C to +160°C
IR Reflow Soldering	
Peak Temperature	220°C (0°C/5°C)
Time at Peak Temperature	10 s to 20 s
Ramp-up Rate	3°C/s max
Ramp-down Rate	-6°C/s max
Time 25°C to Peak Temperature	6 mins max
IR Reflow Soldering—Pb-free Package	
Peak Temperature	260°C (0°C)
Time at Peak Temperature	20 s to 40 s
Ramp-up Rate	3°C/s max
Ramp-down Rate	-6°C/s max
Time 25°C to Peak Temperature	8 min max

¹Digital inputs are protected; however, permanent damage might occur on unprotected units from high energy electrostatic fields. Keep units in conductive foam or packaging at all times until ready to use. Use proper antistatic handling procedures.

²Remove power before inserting or removing units from their sockets.

Stresses above those listed under Absolute Maximum Ratings may cause permanent damage to the device. This is a stress rating only; functional operation of the device at these or any other conditions above those indicated in the operational section of this specification is not implied. Exposure to absolute maximum rating conditions for extended periods may affect device reliability.

Package Type	$\leq \theta_{JA}^1$	$\leq \theta_{JC}$	Unit
TO-92 (T suffix)	162	120	°C/W
SOIC-8 (S suffix)	158	43	°C/W
SOT-23 (RT suffix)	300	180	°C/W

¹ θ_{JA} is specified for device in socket (worst-case conditions).

ESD CAUTION

ESD (electrostatic discharge) sensitive device. Electrostatic charges as high as 4000V readily accumulate on the human body and test equipment and can discharge without detection. Although this product features proprietary ESD protection circuitry, permanent damage may occur on devices subjected to high energy electrostatic discharges. Therefore, proper ESD precautions are recommended to avoid performance degradation or loss of functionality.



TYPICAL PERFORMANCE CHARACTERISTICS

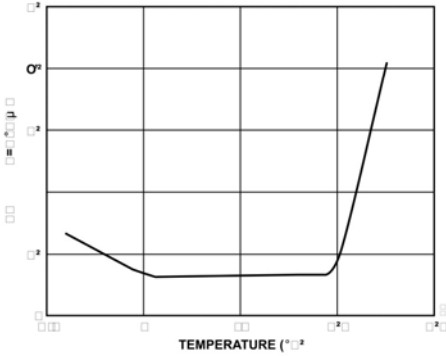


Figure 5. Load Regulation vs. Temperature (mV/C/μA)

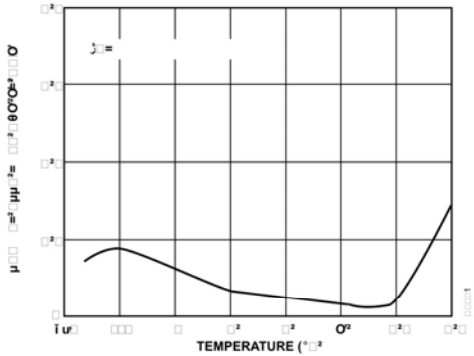


Figure 8. Power Supply Rejection vs. Temperature

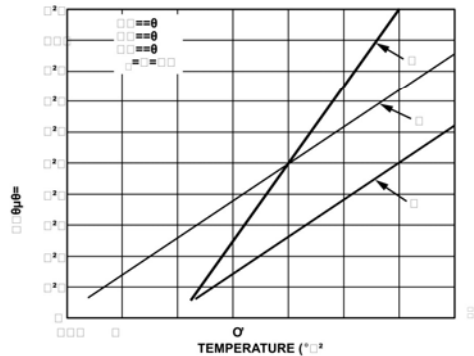


Figure 6. Output Voltage vs. Temperature

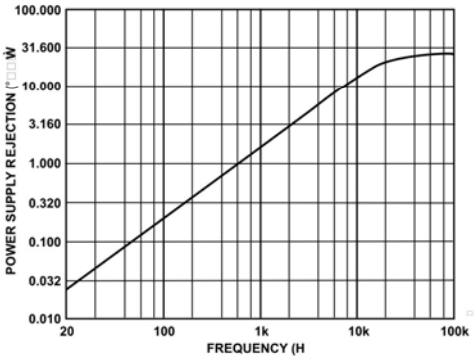


Figure 9. Power Supply Rejection vs. Frequency

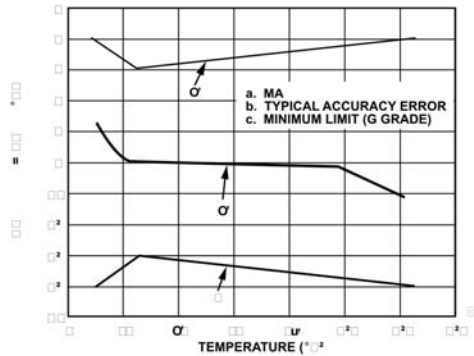


Figure 7. Accuracy Error vs. Temperature

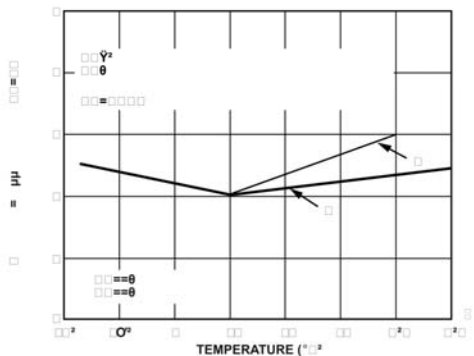


Figure 10. Minimum Supply Voltage vs. Temperature

TMP35/TMP36/TMP37

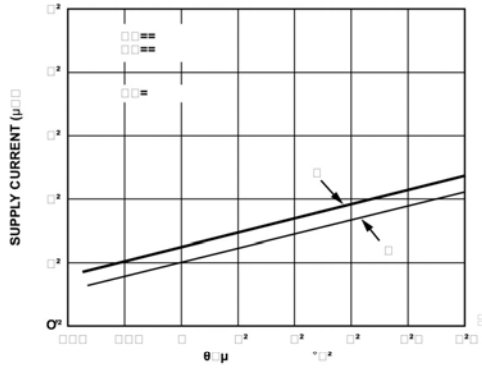


Figure 11. Supply Current vs Temperature

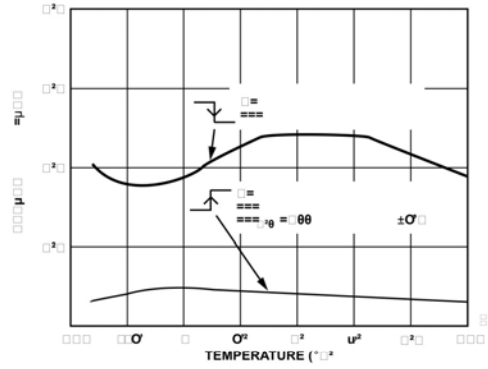


Figure 14. V_{our} Response Time for $V+$ Power-Up/PowerDown vs Temperature

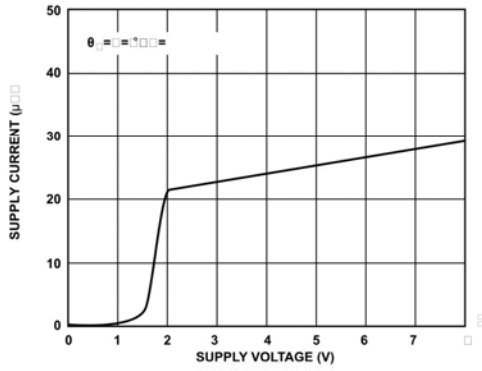


Figure 12. Supply Current vs Supply Voltage

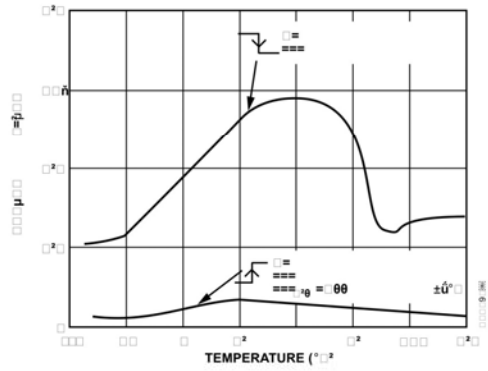


Figure 15. V_{our} Response Time for Shutdown fin vs Temperature

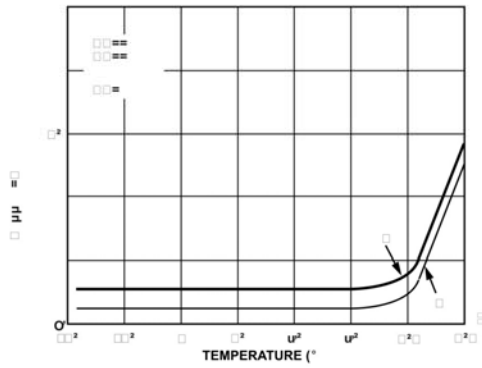


Figure 13. Supply Current vs Temperature (Shutdown = 0V)

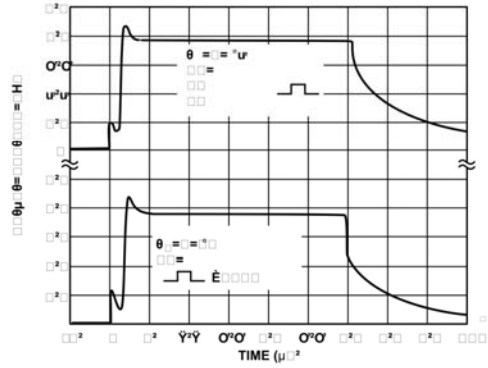


Figure 16. V_{our} Response Time to Shutdown and $V-$ Pins Time

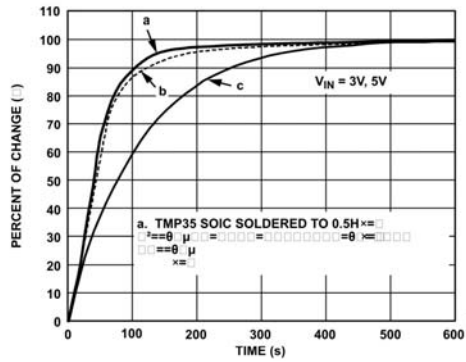


Figure 17 Thermal Response Time in Still Air

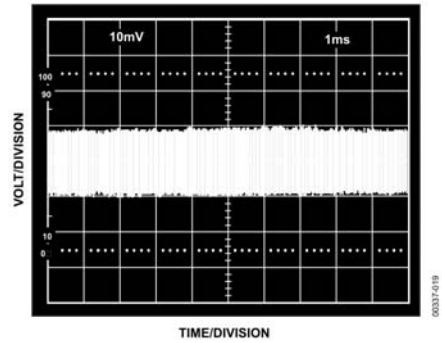


Figure 20. Temperature Sensor Wideband Output Noise Voltage
Gain = 10, BW = 57kHz

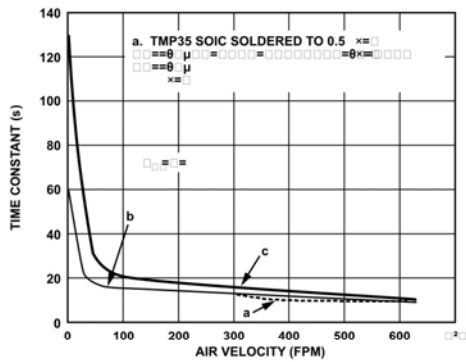


Figure 18. Thermal Response Time Constant in Forced Air

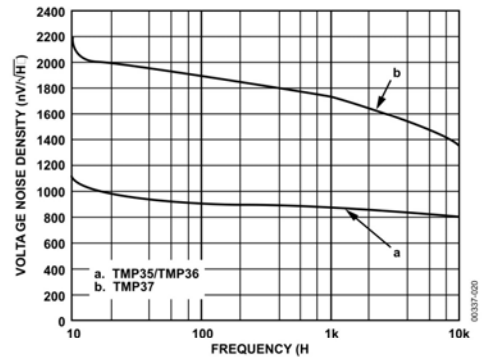


Figure 21. Voltage Noise Spectral Density vs. Frequency

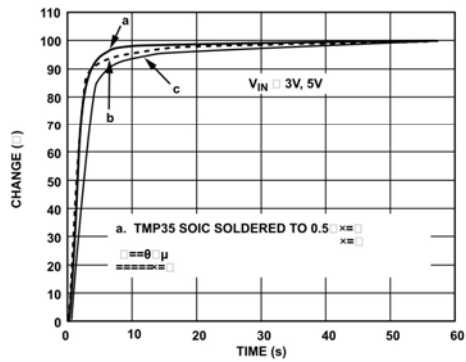


Figure 19 Thermal Response Time in Forced Oil Bath

TMP35/TMP36/TMP37

FUNCTIONAL DESCRIPTION

An equivalent circuit for the TMP3x family of micropower, centigrade temperature sensors is shown in Figure 22. The core of the temperature sensor is a band gap core, which is comprised of transistors Q1 and Q2, biased by Q3 to approximately 8 μA. The band gap core operates both Q1 and Q2 at the same collector current level; however, since the emitter area of Q1 is 10 times that of Q2, Q1's V_{BE} and Q2's V_{BE} are not equal by the following relationship:

$$\Delta V_{BE} = V_T \times \ln \left(\frac{A_{E,Q1}}{A_{E,Q2}} \right)$$

Resistors R1 and R2 are used to scale this result to produce the output voltage transfer characteristic of each temperature sensor and, simultaneously, R2 and R3 are used to scale Q1's V_{BE} as an offset term in V_{OUT}. Table 3 summarizes the differences between the three temperature sensors' output characteristics.

The output voltage of the temperature sensor is available at the emitter of Q4, which buffers the band gap core and provides load current drive. Q4's current gain, working with the available base current drive from the previous stage, sets the short-circuit current limit of these devices at 250 μA.

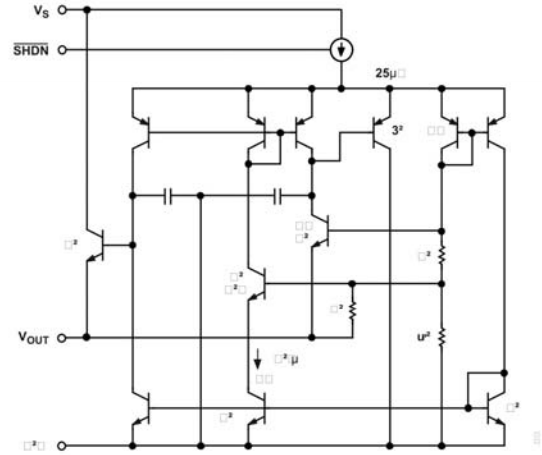


Figure 22. Temperature Sensor Simplified Equivalent Circuit

Table 3. TMP3x Output Characteristics

Sensor	Offset Voltage (V)	Output Voltage Scaling (mV/°C)	Output Voltage @ 25°C (mV)
TMP35	0	10	250
TMP36	0.5	10	750
TMP37	0	20	500

APPLICATIONS

SHUTDOWN OPERATION

All TMP3x devices include a shutdown capability, which reduces the power supply drain to less than 0.5 μ A maximum. This feature, available only in the S0C-8 and the S0T-23 packages, is TTL/CMOS level-compatible, provided that the temperature sensor supply voltage is equal in magnitude to the logic supply voltage. Internal to the TMP3x at the SHUTDOWN pin, a pull-up current source to V_{IN} is connected. This permits the SHUTDOWN pin to be driven from an open-collector/drain driver. A logic low, or zero-volt condition on the SHUTDOWN pin is required to turn off the output stage. During shutdown, the output of the temperature sensors becomes a high impedance state where the potential of the output pin would then be determined by external circuitry. If the shutdown feature is not used, it is recommended that the SHUTDOWN pin be connected to V_{IN} (Pin 8 on the S0C-8; Pin 2 on the S0T-23).

The shutdown response time of these temperature sensors is shown in Figure 14, Figure 15, and Figure 16.

MOUNTING CONSIDERATIONS

If the TMP3x temperature sensors are thermally attached and protected; they can be used in any temperature measurement application where the maximum temperature range of the medium is between -40°C and 125°C . Properly centered or glued to the surface of the medium, these sensors are within 0.01°C of the surface temperature. Caution should be exercised, especially with TO-92 packages, because the leads and any wiring to the device can act as heat pipes, introducing errors if the surrounding air-surface interface is not isothermal. Avoiding this condition is easily achieved by dabbing the leads of the temperature sensor and the hookup wires with a bead of thermally conductive epoxy. This ensures that the TMP3x die temperature is not affected by the surrounding air temperature. Because plastic IC packaging technology is used, excessive mechanical stress should be avoided when fastening the device with a clamp or a screw-on heat tab. Thermally conductive epoxy or glue, which must be electrically nonconductive, is recommended under typical mounting conditions.

These temperature sensors, as well as any associated circuitry, should be kept insulated and dry to avoid leakage and corrosion. In wet or corrosive environments, any electrically isolated metal or ceramic well can be used to shield the temperature sensors. Condensation at very cold temperatures can cause errors and should be avoided by sealing the device, using electrically nonconductive epoxy paints or dip or any one of the many printed circuit board coatings and varnishes.

THERMAL ENVIRONMENT EFFECTS

The thermal environment in which the TMP3x sensors are used determines two important characteristics: self-heating effects and thermal response time. Figure 23 illustrates a thermal model of the TMP3x temperature sensors, which is useful in understanding these characteristics.

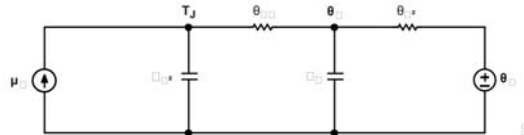


Figure 23 Thermal Circuit Model

In the TO-92 package, the thermal resistance junction-to-case, θ_{JC} , is 120°C/W . The thermal resistance case-to-ambient, C_A , is the difference between θ_{JA} and θ_{JC} , and is determined by the characteristics of the thermal connection. The temperature sensor's power dissipation, P_d , is the product of the total voltage across the device and its total supply current, including any current delivered to the load. The rise in die temperature above the medium's ambient temperature is given by

$$T_J - T_A = P_d \times (\theta_{JC} + \theta_{CA})$$

Thus, the die temperature rise of a TMP35 SOT23 package mounted into a socket in still air at 25°C and driven from a 5 V supply is less than 0.04°C .

The transient response of the TMP3x sensors to a step change in the temperature is determined by the thermal resistances and the thermal capacities of the die, C_{dH} , and the case, C_C . The thermal capacity C_C varies with the measurement medium since it includes anything in direct contact with the package. In all practical cases, the thermal capacity of C_C is the limiting factor in the thermal response time of the sensor and can be represented by a single-pole RC time constant response. Figure 17 and Figure 19 show the thermal response time of the TMP3x sensors under various conditions. The thermal time constant of a temperature sensor is defined as the time required for the sensor to reach 63.2% of the final value for a step change in the temperature. For example, the thermal time constant of a TMP35 S0C package sensor mounted onto a $0.5'' \times 0.3''$ PCB is less than 50 μs in air, whereas in a stirred oil bath, the time constant is less than 3 μs .

TMP35/TMP36/TMP37

BASIC TEMPERATURE SENSOR CONNECTIONS

Figure 24 illustrates the basic circuit configuration for the TMP3x family of temperature sensors. The table in Figure 24 shows the pin assignments of the temperature sensors for the three package types. For the SOT-23, Pin 3 is labeled as NC, as are Pins 2, 3, 6, and 7 on the SOIC-8 package. It is recommended that no electrical connections be made to these pins. If the shutdown feature is not needed on the SOT23 or the SOIC-8 package, the SHUTDOWN pin should be connected to V_s.

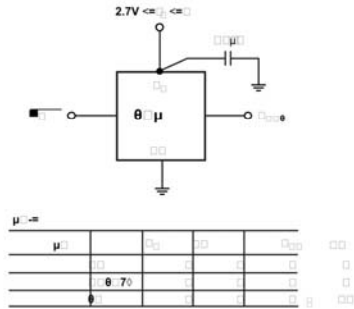


Figure 24 Basic Temperature Sensor Circuit Configuration

Note the 0.1 µF bypass capacitor on the input. This capacitor should be a ceramic type, have very short leads (surface-mount is preferable), and be located as close as possible in physical proximity to the temperature sensor supply pin. Since these temperature sensors operate on very little supply current and could be exposed to very hostile electrical environments, it is important to minimize the effects of radio frequency interference (RFI) on these devices. The effect of RFI on these temperature sensors in specific and analog ICs in general is manifested as abnormal dc shifts in the output voltage due to the rectification of the high frequency ambient noise by the IC. When the devices are operated in the presence of high frequency radiated or conducted noise, a large value tantalum capacitor (±2.2 µF) placed across the 0.1 µF ceramic might offer additional noise immunity.

FAHRENHEIT THERMOMETERS

Although the TMP3x temperature sensors are centigrade temperature sensors, a few components can be used to convert the output voltage and transfer characteristics to directly read Fahrenheit temperatures. Figure 25 shows an example of a simple Fahrenheit thermometer using either the TMP35 or the TMP37. This circuit can be used to sense temperatures from 41°F to 257°F with an output transfer characteristic of 1 mV/°F using the TMP35, and from 41°F to 212°F using the TMP37 with an output characteristic of 2 mV/°F. This particular approach does not lend itself to the TMP36 because of its inherent 0.5 V output offset. The circuit is constructed with an AD589, a 1.23 V voltage reference, and four resistors whose values for each sensor are shown in the table in Figure 25. The scaling of the output resistance levels is to ensure minimum output loading on the temperature sensors. A generalized expression for the circuit's transfer equation is given by

$$V_{OUT} = \frac{R1}{R1+R2} (TMP35 + \frac{R3}{R3+R4} (AD589))$$

where:

TMP35 is the output voltage of the TMP35 or the TMP37 at the measurement temperature, T_M.

AD589 is the output voltage of the reference = 1.23 V

The output voltage of this circuit is not referenced to the circuit's common ground. If this output voltage were applied directly to the input of an ADC, the ADC's common ground should be adjusted accordingly.

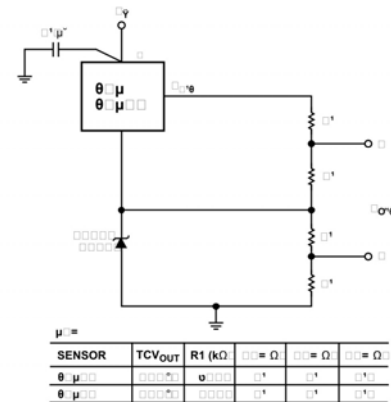


Figure 25. TMP35/TMP37 Fahrenheit Thermometers

The same circuit principles can be applied to the TMP36, but because of the TMP36's inherent offset, the circuit uses two less resistors as shown in Figure 26. In this circuit, the output voltage transfer characteristic is 1 mV/°F but is referenced to the circuit's common ground; however, there is a 58 mV (58°F) offset in the output voltage. For example, the output voltage of the circuit would read 18 mV when the TMP36 is placed in 40°F ambient environment and 315 mV at 257°F.

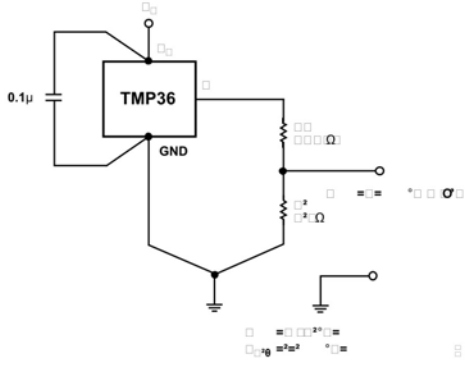


Figure 26. TMP36 Fahrenheit Thermometer Version 1

At the expense of additional circuitry, the offset produced by the circuit in Figure 26 can be avoided by using the circuit in Figure 27. In this circuit, the output of the TMP36 is conditioned by a single supply, micropower op amp, the CP193. Although the entire circuit operates from a single 3V supply, the output voltage of the circuit reads the temperature directly, with a transfer characteristic of 1 mV/°F, without offset. This is accomplished through an ADM660, which is a supply voltage inverter. The 3V supply is inverted and applied to the P193's V-terminal. Thus, for a temperature range between -40°F and +257°F, the output of the circuit reads -40 mV to +257 mV. A general expression for the circuit's transfer equation is given by

$$V_{OUT} = \left(\frac{R6}{R5 + R6} + 1 \right) \frac{R4}{R3} (TMP36) - \frac{R4}{R3} \frac{V_S}{2}$$

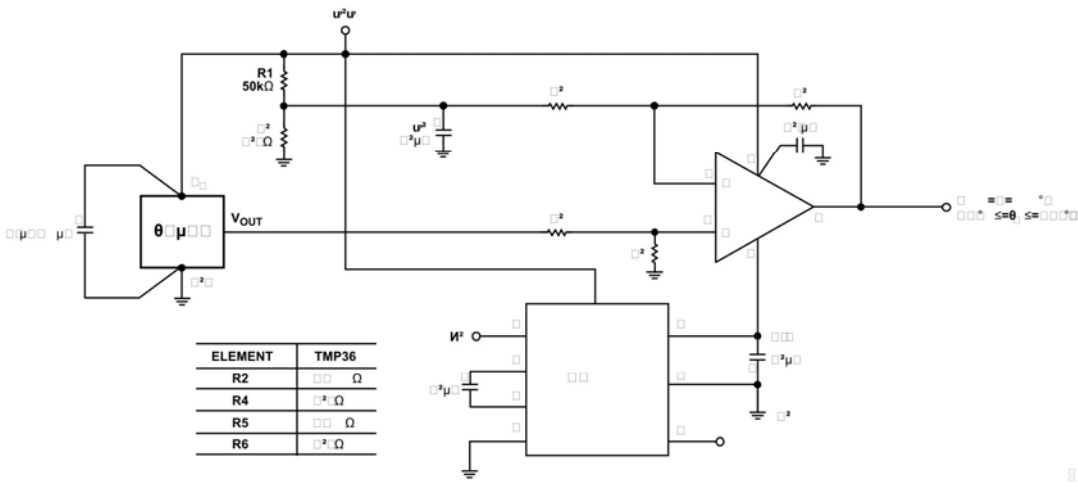


Figure 27. TMP36 Fahrenheit Thermometer Version 2

TMP35/TMP36/TMP37

AVERAGE AND DIFFERENTIAL TEMPERATURE MEASUREMENT

In many commercial and industrial environments, temperature sensors often measure the average temperature in a building, or the difference in temperature between two locations on a factory floor or in an industrial process. The circuits in Figure 28 and Figure 29 demonstrate an inexpensive approach to average and differential temperature measurement. In Figure 28, an OP193 sums the outputs of three temperature sensors to produce an output voltage scaled by 10 mV/°C that represents the average temperature at three locations. The circuit can be extended to as many temperature sensors as required as long as the circuit's transfer equation is maintained. In this application, it is recommended that one temperature sensor type be used throughout the circuit; otherwise, the output voltage of the circuit cannot produce an accurate reading of the various ambient conditions.

The circuit in Figure 29 illustrates how a pair of TMP3x sensors used with an OP193 configured as a difference amplifier can read the difference in temperature between two locations. In these applications, it is always possible that one temperature sensor is reading a temperature below that of the other sensor. To accommodate this condition, the output of the OP193 is offset to a voltage at one-half the supply via R5 and R6. Thus, the output voltage of the circuit is measured relative to this point, as shown in the figure. Using the TMP36 the output voltage of the circuit is scaled by 10 mV/°C. To minimize the error in the difference between the two measured temperatures, a common, readily available thin-film resistor network is used for R1 to R4.

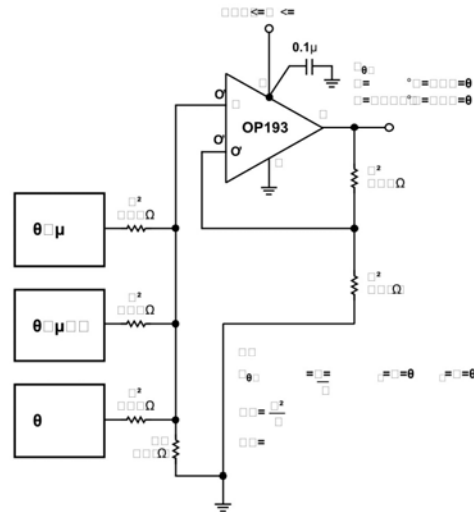


Figure 28. Configuring Multiple Sensors for Average Temperature Measurements

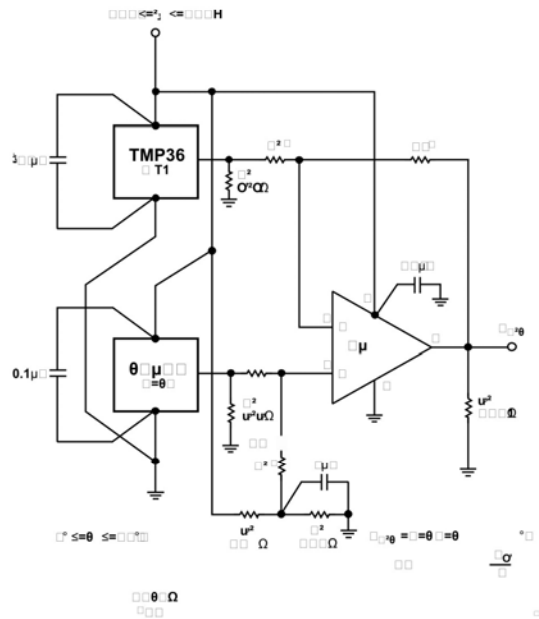


Figure 29. Configuring Multiple Sensors for Differential Temperature Measurements

USING TMP3x SENSORS IN REMOTE LOCATIONS

In many industrial environments, sensors are required to operate in the presence of high ambient noise. These noise sources take on many forms, for example, SCR transients, relays, radio transmitters, ac welders, and motors. They can also be used at considerable distances from the signal conditioning circuitry. These high noise environments are very typically in the form of electric fields, so the voltage output of the temperature sensor can be susceptible to contamination from these noise sources.

Figure 32 illustrates how to convert the output voltage of a TMP3x sensor into a current to be transmitted down a long twisted-pair shielded cable to a ground referenced receiver. The temperature sensors are not capable of high output current operation; thus, a standard PNP transistor is used to boost the output current drive of the circuit. As shown in the table in Figure 32, the values of R2 and R3 were chosen to produce an arbitrary full-scale output current of 2 mA. Lower values for the full-scale current are not recommended. The minimum-scale output current produced by the circuit could be contaminated by nearby ambient magnetic fields operating in the vicinity of the circuit/cable pair. Because the circuit uses an external transistor, the minimum recommended operating voltage for this circuit is 5 V to minimize the effects of EMI (or RFI), both the circuit and the temperature sensor supply pins are bypassed with good quality, ceramic capacitors.

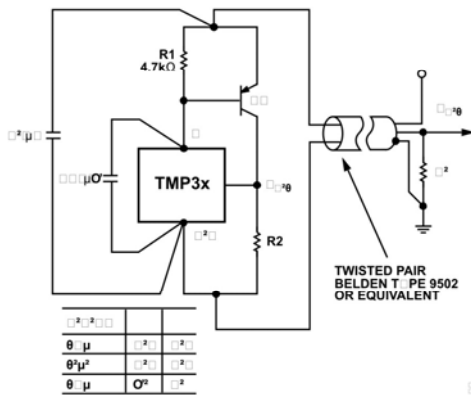


Figure 32. Remote, 2-Wire Boosted Output Current Temperature Sensor

TEMPERATURE TO 4–20 mA LOOP TRANSMITTER

In many process control applications, 2-wire transmitters are used to convey analog signals through noisy ambient environments. These current transmitters use a zero-scale signal current of 4 mA, which can be used to power the transmitter's signal conditioning circuitry. The full-scale output signal in these transmitters is 20 mA.

Figure 33 illustrates a circuit that transmits temperature information in this fashion. Using a TMP3x as the temperature sensor, the output current is linearly proportional to the temperature of the medium. The entire circuit operates from the 3 V output of the REF193. The REF193 requires no external trimming because of the REF193's tight initial output voltage tolerance and the low supply current of TMP3x, the OP193 and the REF193. The entire circuit consumes less than 3 mA from a total budget of 4 mA. The OP193 regulates the output current to satisfy the current summation at the noninverting node of the OP193. A generalized expression for the KCL equation at the OP193's Pin 3 is given by

$$I_{OJT} = \frac{1}{R_{J1}} \times \left[\frac{TMP3x \times R3}{R1} + \frac{V_{RE} \times R3}{R2} \right]$$

For each of the three temperature sensors, the table below illustrates the values for each of the components, P1, P2, and R1–R4.

Table 4. Circuit Element Values for Loop Transmitter

Sensor	R1(kΩ)	P1(kΩ)	R2(Ω)	P2(Ω)	R3(kΩ)	R4(kΩ)
TMP35	97.6	5	1.58 M	100k	140	56.2
TMP36	97.6	5	931 k	50 k	97.6	47
TMP37	97.6	5	10.5 k	500	84.5	8.45

The 4 mA offset trim is provided by P2, and P1 provides the circuit's full-scale gain trim at 20 mA. These two trims do not interact because the noninverting input of the OP193 is held at a virtual ground. The zero-scale and full-scale output currents of the circuit are adjusted according to the operating temperature range of each temperature sensor. The Schottky diode, D1, is required in this circuit to prevent loop supply power-on transients from pulling the noninverting input of the OP193 more than 300mV below its inverting input. Without this diode, such transients could cause phase reversal of the operational amplifier and possible latch-up of the transmitter. The loop supply voltage compliance of the circuit is limited by the maximum applied input voltage to the REF193; it is from 9 V to 18 V.

TMP35/TMP36/TMP37

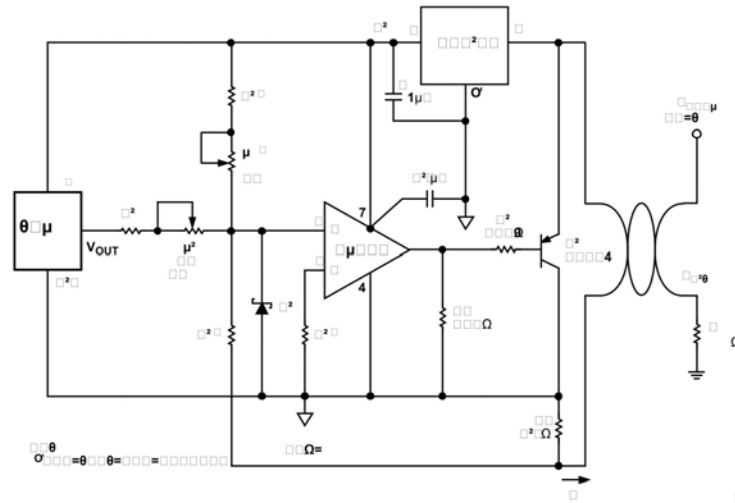


Figure 33 Temperature to 4-20 mA Loop Transmitter

TEMPERATURE-TO-FREQUENCY CONVERTER

Another common method of transmitting analog information from a remote location is to convert a voltage to an equivalent value in the frequency domain. This is readily done with any of the low cost, monolithic voltage-to-frequency converters (VFCs) available. These VFCs feature a robust, open-collector output transistor for easy interfacing to digital circuitry. The digital signal produced by the VFC is less susceptible to contamination from external noise sources and line voltage drops because the only important information is the frequency of the digital signal. When the conversions between temperature and frequency are done accurately, the temperature data from the sensors can be reliably transmitted.

The circuit in Figure 34 illustrates a method by which the outputs of these temperature sensors can be converted to a frequency using the AD654. The output signal of the AD654 is a square wave that is proportional to the dc input voltage across Pins 4 and 3. The transfer equation of the circuit is given by

$$f_{OUT} = \frac{V_{TPM} - V_{TN}}{10 \times (R \times C)}$$

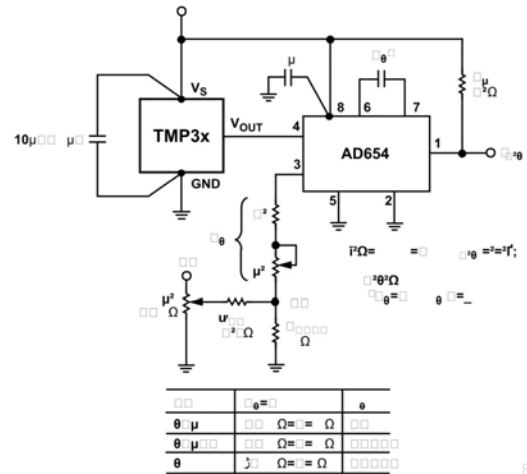


Figure 34. Temperature-to-Frequency Converter

An offset trim network ($f_{OUT\ OFFSET}$) is included with this circuit to set f_{OUT} at 0 Hz when the temperature sensor's minimum output voltage is reached. Potentiometer P1 is required to calibrate the absolute accuracy of the AD654. The table in Figure 34 illustrates the circuit element values for each of the three sensors. The nominal offset voltage required for 0 Hz output from the TMP35 is 50 mV for the TMP36 and TMP37, the offset voltage required is 10 mV. For the circuit values shown, the output frequency transfer characteristic of the circuit was at 50 Hz in all cases. At the receiving end a frequency-to-voltage converter (FVC) can be used to convert the frequency back to a dc voltage for further processing. One such FVC is the AD650.

For complete information on the AD650 and AD654, consult the individual data sheets for those devices.

DRIVING LONG CABLES OR HEAVY CAPACITIVE LOADS

Although the TMP3x family of temperature sensors can drive capacitive loads up to 10,000 pF without oscillation, output voltage transient response times can be improved by using a small resistor in series with the output of the temperature sensor, as shown in Figure 35. As an added benefit, this resistor forms a low-pass filter with the cable capacitance, which helps to reduce bandwidth noise. Since the temperature sensor is likely to be used in environments where the ambient noise level can be very high, this resistor helps to prevent rectification by the device of the high frequency noise. The combination of this resistor and the supply bypass capacitor offers the best protection.

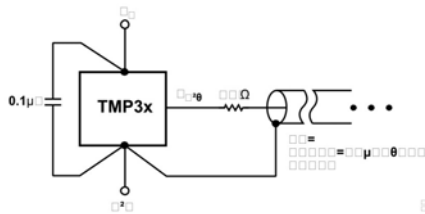


Figure 35. Driving Long Cables or Heavy Capacitive loads

COMMENTARY ON LONG-TERM STABILITY

The concept of long-term stability has been used for many years to describe by what amount an IC's parameter shifts during its lifetime. This is a concept that has been typically applied to both voltage references and monolithic temperature sensors. Unfortunately integrated circuits cannot be evaluated at room temperature (25°C) for 10 years or so to determine this shift. As a result, manufacturers very typically perform accelerated lifetime testing of integrated circuits by operating ICs at elevated temperatures (between 125°C and 150°C) for a shorter period of time (typically, between 500 and 1,000 hours).

As a result of this operation, the lifetime of an integrated circuit is significantly accelerated due to the increase in rates of reaction within the semiconductor material.

TMP35/TMP36/TMP37

OUTLINE DIMENSIONS

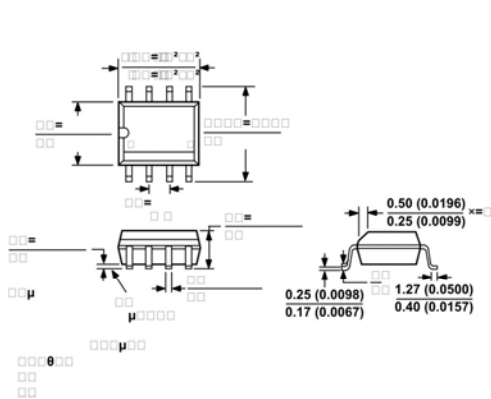


Figure 36. 8-lead Standard Small Outline Package (SOIC) Narrow Body (RN-8)
Dimensions shown in millimeters and (inches)

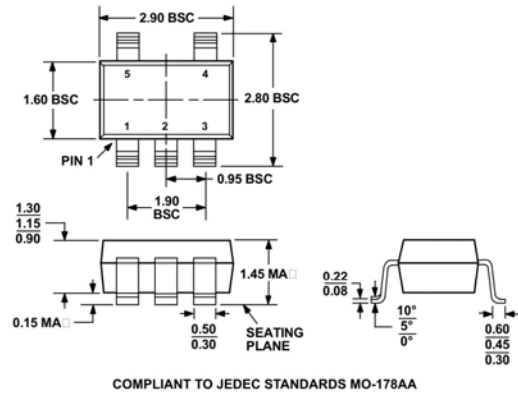
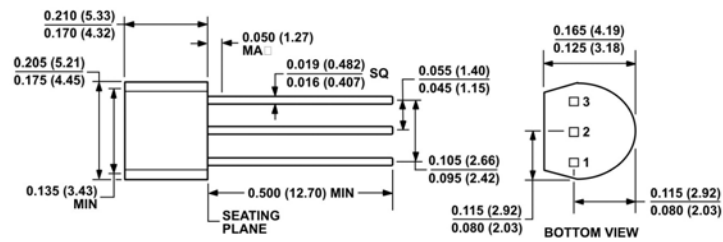


Figure 37. 5-lead Plastic Surface Mount Package (RT-5)
Dimensions shown in millimeters



COMPLIANT TO JEDEC STANDARDS TO-226-AA
CONTROLLING DIMENSIONS ARE IN INCHES
(IN PARENTHESES) ARE ROUNDED-OFF EQUIVALENTS FOR
REFERENCE ONLY AND ARE NOT APPROPRIATE FOR USE IN DESIGN.

Figure 383. Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)
Dimensions shown in inches and (millimeters)

TMP35/TMP36/TMP37

ORDERING GUIDE

Model	Accuracy at 25°C (°C max)	Linear Operating Temperature Range	Package Description	Package Option	Branding
TMP35FS	±2.0	10°C to 125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	T5G
TMP35FS-REEL	±2.0	10°C to 125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP35GRT-REEL7	±3.0	10°C to 125°C	5-Lead Plastic Surface-Mount Package (SOT-23)	RT-5	
TMP35GS	±3.0	10°C to 125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP35GS-REEL	±3.0	10°C to 125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP35GT9	±3.0	10°C to 125°C	3-Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)	TO-92	
TMP36FS	±2.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	T6G T6G
TMP36FS-REEL	±2.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36FSZ	±2.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36FSZ-REEL	±2.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GRT-REEL7	±3.0	-40°C to +125°C	5-Lead Plastic Surface-Mount Package (SOT-23)	RT-5	
TMP36GRTZ-REEL7	±3.0	-40°C to +125°C	5-Lead Plastic Surface-Mount Package (SOT-23)	RT-5	
TMP36GS	±3.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GS-REEL	±3.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GS-REEL7	±3.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GSZ	±3.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GSZ-REEL	±3.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GSZ-REEL7	±3.0	-40°C to +125°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP36GT9	±3.0	-40°C to +125°C	3-Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)	TO-92	
TMP36CSURF			DIE		
TMP37FS	±2.0	5°C to 100°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	T7G
TMP37FS-REEL	±2.0	5°C to 100°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP37FT9	±2.0	5°C to 100°C	3-Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)	TO-92	
TMP37FT9-REEL	±2.0	5°C to 100°C	3-Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)	TO-92	
TMP37GRT-REEL7	±3.0	5°C to 100°C	5-Lead Plastic Surface-Mount Package (SOT-23)	RT-5	
TMP37GS	±3.0	5°C to 100°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP37GS-REEL	±3.0	5°C to 100°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP37GSZ	±3.0	5°C to 100°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP37GSZ-REEL	±3.0	5°C to 100°C	8-Lead Standard Small Outline Package (SOIC)	RN-8	
TMP37GT9	±3.0	5°C to 100°C	3-Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)	TO-92	
TMP37GT9-REEL	±3.0	5°C to 100°C	3-Pin Plastic Header-Style Package (TO-92)	TO-3	

¹ Z = Pb-free part.

TMP35/TMP36/TMP37

NOTES

© 2005 Analog Devices, Inc. All rights reserved. Trademarks and registered trademarks are the property of their respective owners.
C00337-0-3/05(D)



www.analog.com

Rev. D Page 20 of 20

Anexo D. Tarjeta de adquisición de datos.

NI 6023E/6024E/6025E Family Specifications

This document lists the I/O terminal summary and specifications for the devices that make up the NI 6023E/6024E/6025E family of devices. This family includes the following devices:

- NI PCI-6023E
- NI DAQCard-6024E
- NI PCI-6024E
- NI PCI-6025E
- NI PXI-6025E

I/O Terminal Summary



Note With NI-DAQmx, National Instruments revised its terminal names so they are easier to understand and more consistent among NI hardware and software products. The revised terminal names used in this document are usually similar to the names they replace. For a complete list of Traditional NI-DAQ (Legacy) terminal names and their NI-DAQmx equivalents, refer to *Terminal Name Equivalents of the E Series Help*.

Table 1. I/O Terminals

Terminal Name	Terminal Type and Direction	Impedance Input/ Output	Protection (V) On/Off	Source (mA at V)	Sink (mA at V)	Rise Time (ns)	Bias
AI <0..15>	AI	100 Ω in parallel with 100 pF	42/35	—	—	—	±200 pA
AI SENSE	AI	100 Ω in parallel with 100 pF	40/25	—	—	—	±200 pA
AI GND	—	—	—	—	—	—	—
AO 0 [†]	AO	0.1 Ω	Short-circuit to ground	5 at 10	5 at -10	10 V/μs	—
AO 1 [†]	AO	0.1 Ω	Short-circuit to ground	5 at 10	5 at -10	10 V/μs	—
AO GND	—	—	—	—	—	—	—
D GND	—	—	—	—	—	—	—



Table 1. I/O Terminals (Continued)

Terminal Name	Terminal Type and Direction	Impedance Input/Output	Protection (V) On/Off	Source (mA at V)	Sink (mA at V)	Rise Time (ns)	Bias
+5 V	—	0.1 Ω	Short-circuit to ground	1 A fused	—	—	—
P0.<0..7>	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	13 at ($V_{CC} - 0.4$)	24 at 0.4	1.1	50 k Ω pu
P1.<0..7> ²	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	2.5 at 3.0 min	2.5 at 0.4	5	100 k Ω pu
P2.<0..7> ²	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	2.5 at 3.0 min	2.5 at 0.4	5	100 k Ω pu
P3.<0..7> ²	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	2.5 at 3.0 min	2.5 at 0.4	5	100 k Ω pu
AI HOLD COMP or AI HOLD	DO	—	—	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
EXT STROBE*	DO	—	—	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 0/ (AI START TRIG)	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 1/ (AI REF TRIG)	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 2/ (AI CONV CLK)*	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 3/ CTR 1 SOURCE	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 4/CTR 1 GATE	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
CTR 1 OUT	DO	—	—	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 5/ (AO SAMP CLK)*	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 6/ (AO START TRIG)	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 7/ (AI SAMP CLK)	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 8/ CTR 0 SOURCE	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu
PFI 9/CTR 0 GATE	DIO	—	$V_{CC} + 0.5$	3.5 at ($V_{CC} - 0.4$)	5 at 0.4	1.5	50 k Ω pu

Table 1. I/O Terminals (Continued)

Terminal Name	Terminal Type and Direction	Impedance Input/ Output	Protection (V) On/Off	Source (mA at V)	Sink (mA at V)	Rise Time (ns)	Bias
CTR 0 OUT	DO	—	—	3.5 at (V _{CC} - 0.4)	5 at 0.4	1.5	50 kΩ pu
FREQ OUT	DO	—	—	3.5 at (V _{CC} - 0.4)	5 at 0.4	1.5	50 kΩ pu

* Indicates active low.
 † NI 6024/6025E only.
 ‡ NI 6025E only.
 AI = Analog Input DIO = Digital Input/Output pu = pull-up
 AO = Analog Output DO = Digital Output
 Note: The tolerance on the 50 kΩ pull-up resistors is large. Actual value might range between 17 kΩ and 100 kΩ.

Specifications

The following specifications are typical at 25 °C unless otherwise noted.

Analog Input

Input Characteristics

Number of channels.....	16 single-ended or 8 differential (software-selectable per channel)
Type of A/D converter (ADC).....	Successive approximation
Resolution.....	12 bits, 1 in 4,096
Max sampling rate.....	200 kS/s guaranteed

Input signal ranges (bipolar only)

Range	Bipolar
20 V	±10 V
10 V	±5 V
1 V	±500 mV
100 mV	±50 mV

Input coupling.....	DC
Max working voltage (signal + common mode).....	Each input should remain within ±11 V of ground

¹ DMA is not available on the NI DAQCard-6024E.

Overvoltage protection

Signal	Powered On	Powered Off
AI <0, 15>	±42	±35
AI SENSE	±40	±25

FIFO buffer size

NI DAQCard-6024E.....	2,048 samples (5)
NI 6023E, NI PCI-6024E, NI 6025E.....	512 S

DMA (PCI/PXI only)

Channels.....	1
Data sources/destinations.....	Analog input, analog output, counter/timer 0, or counter/timer 1
Data transfers.....	Direct memory access (DMA), interrupts, programmed I/O
DMA modes ¹	Scatter-gather (single transfer, demand transfer)
Configuration memory size.....	512 words (1 word = 8 bits)

Accuracy in format on (NI DAQCard-6024E Only)

Nominal Range (V)		Absolute Accuracy						Relative Accuracy Resolution (mV)		
Positive Full Scale	Negative Full Scale	% of Reading		Offset (mV)	Noise + Quantization (mV)		Temp Drift (%/°C)	Absolute Accuracy at Full Scale (mV)	Averaged	
		24 Hours	1 Year		Single PL	Averaged			Single PL	Averaged
10	-10	-10	0.0914	8.830	3.910	1.042	0.0010	19.012	5.890	1.370
5	-5	0.0292	0.0514	4.430	1.950	0.521	0.0005	6.517	2.950	0.686
0.5	-0.5	0.0872	0.0914	0.462	0.452	0.052	0.0010	0.972	0.516	0.069
0.05	-0.05	0.0872	0.0914	0.066	0.068	0.007	0.0000	0.119	0.073	0.009

Note: Accuracies are valid for measurements following an internal E-Series calibration. Averaged numbers assume dithering and averaging of 100 single channel readings. Measurement accuracies are listed for operational temperatures within ± 1 °C of internal calibration temperature ± 10 °C of external or factory calibration temperature. NI recommends a one-year calibration interval. The Absolute Accuracy at Full Scale calculations were performed for a maximum range input voltage (for example, 10 V for the ± 10 V range) after one year, assuming 100 points of averaged data. Go to ni.com/linux and enter info code `rtasec` for example calculations.

Accuracy Information (NI 6023E, NI PCI-6024E, NI 6025E Only)

Nominal Range (V)		Absolute Accuracy					Relative Accuracy Resolution (mV)			
		% of Reading		Offset (mV)	Noise + Quantization (mV)		Temp Drift (%/°C)	Absolute Accuracy at Full Scale (mV)	Single Pt	Averaged
Positive Full Scale	Negative Full Scale	24 Hours	1 Year		Single Pt	Averaged				
10	-10	0.0872	0.0914	6.38	3.91	0.975	0.0010	16.304	5.89	1.28
5	-5	0.0272	0.0314	3.30	1.95	0.488	0.0005	5.263	2.95	0.642
0.5	-0.5	0.0872	0.0914	0.340	0.195	0.049	0.0010	0.846	0.295	0.064
0.05	-0.05	0.0872	0.0914	0.054	0.063	0.006	0.0010	0.105	0.073	0.008

Note: Accuracies are valid for measurements following an internal E-Series calibration. Averaged numbers assume dithering and averaging of 100 single-channel readings. Measurement accuracies are listed for operational temperatures within ± 1 °C of internal calibration temperature and ± 10 °C of external or factory-calibration temperature. NI recommends a one-year calibration interval. The Absolute Accuracy at Full Scale calculations were performed for a maximum range input voltage (for example, 10 V for the ± 10 V range) after one year, assuming 100 points of averaged data. Go to ni.com/auto and enter info code ni.com/acc for example calculations.

Transfer Characteristics

Relative accuracy

- Dithered±0.5 LSB typ
- Undithered±1.5 LSB max

Differential nonlinearity (DNL)

- NI DAQCard-6024E±0.75 LSB typ,
-0.9 to +1.5 LSB max
- NI 6023E, NI PCI-6024E,
NI 6025E±0.5 LSB typ,
±1.0 LSB max

No missing codes12 bits, guaranteed

Offset error

- Pregain error after calibration±12 µV max
- Pregain error before
calibration±28 mV max
- Postgain error after calibration±0.5 mV max
- Postgain error before
calibration±100 mV max

Gain error (relative to calibration reference)

- After calibration (gain = 1)±0.02% of reading max
- Before calibration±2.75% of reading max

Gain = 1 with gain error adjusted
to 0 at gain = 1±0.05% of reading max

Amplifier Characteristics

Input impedance

- Normal powered on100 GΩ in parallel
with 100 pF
- Powered off4.7 kΩ
- Overload4.7 kΩ

Input bias current±200 pA

Input offset current±100 pA

Common-mode rejection ratio (CMRR), DC to 60 Hz

- Range 10 to 20 mV85 dB
- Range 100 mV to 1 V90 dB

Dynamic Characteristics

Bandwidth

- Small signal (-3 dB) 500 kHz
- Large signal (1% THD)
- NI DAQCard-6024E 265 kHz
- NI PCI-6023E, NI PCI-6024E,
NI 6025E 225 kHz

Settling time for full-scale step 5 µs typ to ±1.0 LSB
accuracy¹

System noise (LSB_{rms}, not including quantization)

Device	Range	Dither Off	Dither On
NI DAQCard-6024E	10 to 20 V	0.1	0.65
	1 V	0.45	0.65
	100 mV	0.70	0.90
NI 6023E, NI PCI-6024E, NI 6025E	1 to 20 V	0.1	0.6
	100 mV	0.7	0.8

Crosstalk -60 dB, DC to 100 kHz

Stability

Recommended warm-up time

- NI DAQCard-6024E 30 minutes
- NI 6023E, NI PCI-6024E,
NI 6025E 15 minutes

Offset temperature coefficient

- Pregain ±15 µV/°C
- Postgain ±240 µV/°C

Gain temperature coefficient ±25 ppm/°C

¹ Accuracy values are valid for source impedances <1 kΩ. Refer to *Multichannel Scanning Considerations of the E Series Help* for more information.

Analog Output (NI 6024E/6025E Only)

Output Characteristics

Number of channels	2 voltage
Resolution	12 bits, 1 in 4,096
Max update rate	
DMA ¹	10 kHz, system dependent
Interrupts	1 kHz, system dependent
Type of D/A converter (DAC)	Double-buffered, multiplying
FIFO buffer size	None
Data transfers	DMA ¹ , interrupts, programmed I/O
DMA modes ¹	Scatter-gather (single transfer, demand transfer)

Accuracy Information (NI DAQCard-6024E Only)

Nominal Range (V)		Absolute Accuracy					Absolute Accuracy at Full Scale (mV)
Positive Full Scale	Negative Full Scale	% of Reading			Offset (mV)	Temp Drift (%/°C)	
		24 Hours	90 Days	1 Year			
10	-10	0.0177	0.0197	0.0219	8.37	0.0005	10.568

Note: Accuracies are valid for measurements following an internal E-Series calibration. Averaged numbers assume dithering and averaging of 100 single-channel readings. Measurement accuracies are listed for operational temperatures within ± 1 °C of internal calibration temperature and ± 10 °C of external or factory-calibration temperature. NI recommends a one-year calibration interval. The Absolute Accuracy at Full Scale calculations were performed for a maximum range input voltage (for example, 10 V for the ± 10 V range) after one year, assuming 100 points of averaged data. Go to ni.com/info and enter info code `rdapac` for example calculations.

Accuracy Information (NI PCI-6024E, NI 6025E Only)

Nominal Range (V)		Absolute Accuracy					Absolute Accuracy at Full Scale (mV)
Positive Full Scale	Negative Full Scale	% of Reading			Offset (mV)	Temp Drift (%/°C)	
		24 Hours	90 Days	1 Year			
10	-10	0.0177	0.0197	0.0219	5.93	0.0005	8.127

Note: Accuracies are valid for measurements following an internal E-Series calibration. Averaged numbers assume dithering and averaging of 100 single-channel readings. Measurement accuracies are listed for operational temperatures within ± 1 °C of internal calibration temperature and ± 10 °C of external or factory-calibration temperature. NI recommends a one-year calibration interval. The Absolute Accuracy at Full Scale calculations were performed for a maximum range input voltage (for example, 10 V for the ± 10 V range) after one year, assuming 100 points of averaged data. Go to ni.com/info and enter info code `rdapac` for example calculations.

¹ DMA is not available on the NI DAQCard-6024E.

Transfer Characteristics

Relative accuracy, or integral nonlinearity (INL)

After calibration	
NI DAQCard-6024E	± 0.5 LSB typ, ± 1.0 LSB max
NI PCI-6024E, NI 6025E	± 0.3 LSB typ, ± 0.5 LSB max
Before calibration	± 4 LSB max

DNL

After calibration	
NI DAQCard-6024E	± 0.5 LSB typ, ± 1.0 LSB max
NI PCI-6024E, NI 6025E	± 0.3 LSB typ, ± 1.0 LSB max
Before calibration	± 3 LSB max

Monotonicity 12 bits, guaranteed after calibration

Offset error

After calibration	± 1.0 mV max
Before calibration	± 200 mV max

Gain error (relative to internal reference)

After calibration	$\pm 0.01\%$ of output max
Before calibration	$\pm 0.75\%$ of output max

Voltage Output

Range	± 10 V
Output coupling	DC
Output impedance	0.1Ω max
Current drive	± 5 mA max
Protection	Short-circuit to ground
Power-on state (steady state)	± 200 mV

Initial power-up glitch

Magnitude	
NI DAQCard-6024E	± 1.5 V
NI PCI-6024E, NI 6025E	± 1.1 V
Duration	
NI DAQCard-6024E	1.0 s
NI PCI-6024E, NI 6025E	2.0 ms

Power reset glitch

Magnitude	
NI DAQCard-6024E	± 1.5 V
NI PCI-6024E, NI 6025E	± 2.2 V
Duration	
NI DAQCard-6024E	1.0 s
NI PCI-6024E, NI 6025E	4.2 μ s

Dynamic Characteristics

Setting time for full-scale step	10 μ s to ± 0.5 LSB accuracy
Slew rate	10 V/ μ s
Noise	200 μ V _{rms} , DC to 1 MHz

Midscale transition glitch

Magnitude	
NI DAQCard-6024E	± 13 mV
NI PCI-6024E, NI 6025E	± 42 mV
Duration	2.0 μ s

Stability

Offset temperature coefficient	± 50 μ V/ $^{\circ}$ C
Gain temperature coefficient	± 25 ppm/ $^{\circ}$ C

Digital I/O

Number of channels	
NI DAQCard-6024E, NI 6023E,	8 input/output
NI PCI-6024E	32 input/output
NI 6025E	32 input/output
Compatibility	5 V TTL

Digital logic levels on P0.<0..7>

Level	Min	Max
Input low voltage	0 V	0.8 V
Input high voltage	2.0 V	5.0 V
Input low current ($V_{in} = 0$ V)	—	-320 μ A
Input high current ($V_{in} = 5$ V)	—	10 μ A
Output low voltage ($I_{OL} = 24$ mA)	—	0.4 V
Output high voltage ($I_{OH} = -13$ mA)	4.35 V	—

Power-on state	Input (high-impedance), 50 k Ω pull-up to +5 VDC
Data transfers	Programmed I/O

Digital logic levels on P1.<0..7>, P2.<0..7>, and P3.<0..7> (NI 6025E Only)

Level	Min	Max
Input low voltage	0 V	0.8 V
Input high voltage	2.2 V	5.0 V
Input low current ($V_{in} = 0$ V, 100 k Ω pu)	—	-75 μ A
Input high current ($V_{in} = 5$ V, 100 k Ω pu)	—	10 μ A
Output low voltage ($I_{OL} = 2.5$ mA)	—	0.4 V
Output high voltage ($I_{OH} = -2.5$ mA)	3.0 V	—

Handshaking 2-wire

Power-on state

P1.<0..7> Input (high-impedance),
100 k Ω pull-up to
+5 VDC

P2.<0..7> Input (high-impedance),
100 k Ω pull-up to
+5 VDC

P3.<0..7> Input (high-impedance),
100 k Ω pull-up to
+5 VDC

Data transfers Interrupts,
programmed I/O

Timing I/O

Number of channels 2 up/down
counter/timers,
1 frequency scaler

Resolution

Counter/timers 24 bits

Frequency scalars 4 bits

Compatibility 5 V/TTL

Base clocks available

Counter/timers 20 MHz, 100 kHz

Frequency scalars 10 MHz, 100 kHz

Base clock accuracy $\pm 0.01\%$

Max source frequency

Up/down counter/timers 20 MHz

¹ DMA is not available on the NI DAQCard-6024E.

Min source pulse duration 10 ns in edge-detect mode

Min gate pulse duration 10 ns in edge-detect mode

Data transfers DMA¹, interrupts,
programmed I/O

DMA modes¹ Scatter-gather (single
transfer, demand transfer)

Triggers

Digital Trigger

Purpose

Analog input Start, reference, and
pause trigger,
sample clock

Analog output Start and pause trigger,
sample clock

Counter/timers Source, gate

External sources PFI <0..9>, RTSI <0..6>

Compatibility 5 V TTL

Response Rising or falling edge

Pulse width 10 ns min

RTSI (PCI and PXI Only)

Trigger lines 7

Calibration

Recommended warm-up time

NI DAQCard-6024E 30 minutes

NI 6023E, NI PCI-6024E,
NI 6025E 15 minutes

Interval 1 year

External calibration reference Between 6 and 10 V

Onboard calibration reference

Level 5.000 V (± 3.5 mV), actual
value stored in EEPROM

Temperature coefficient ± 5 ppm/ $^{\circ}$ C max

Long-term stability ± 15 ppm/ \sqrt{t} , 1,000 h

Power Requirement

+5 VDC ($\pm 5\%$)

NI DAQCard-6024E 270 mA typ, 750 mA max

NI 6023E, NI PCI-6024E,
NI 6025E 0.7 A

Power available at I/O connector	
NI DAQCard-6024E	+4.65 to +5.25 VDC at 250 mA
NI 6023E, NI PCI-6024E, NI 6025E	+4.65 to +5.25 VDC at 1 A



Note Excludes power consumed through +5 V available at the I/O connector.

Physical

Dimensions (not including connectors)

PCI devices	17.5 cm × 10.7 cm (6.9 in. × 4.2 in.)
PCI devices	16.0 cm × 10.0 cm (6.3 in. × 3.9 in.)

NI DAQCard-6024E

PC card typeType II

Weight

NI PCI-6023E, PCI-6024E	115 g (4.1 oz)
NI DAQCard-6024E	32 g (1.1 oz)
NI PCI-6025E	117 g (4.1 oz)
NI PXI-6025E	202 g (7.1 oz)

I/O connector

NI 6023E, NI PCI-6024E	68-pin male SCSI-II type
NI DAQCard-6024E	68-position VHDCI female connector
NI 6025E	100-pin female 0.05D type

Maximum Working Voltage

Channel-to-earth	11 V, Installation Category I
Channel-to-channel	11 V, Installation Category I

Environmental

Operating temperature

NI DAQCard-6024E	0 to 40 °C with a maximum internal device temperature of 70 °C as measured by onboard temperature sensor; case temperature should not exceed 55 °C
NI 6023E, NI PCI-6024E, NI 6025E	0 to 55 °C

Storage temperature.....-20 to 70 °C

Relative humidity..... 10 to 90%,
noncondensing

Maximum altitude..... 2,000 m

Pollution Degree
(indoor use only)..... 2

(NI PXI-6025E Only)

Functional shock..... MIL-T-28800 E Class 3
(per Section 4.5.5.4.1)
half-sine shock pulse,
11 ms duration,
30 g peak,
30 shocks per face

Operational random vibration..... 5 to 500 Hz, 0.31 g_{rms},
3 axes

Non-operational random

vibration..... 5 to 500 Hz, 2.5 g_{rms},
3 axes



Note Random vibration profiles for the NI PXI-6025E were developed in accordance with MIL-T-28800E and MIL-STD-810E Method 514. Test levels exceed those recommended in MIL-STD-810E for Category 1, Basic Transportation.

Safety

(NI PCI-6023E/6024E/6025E, NI PXI-6025E Only)

The device meets the requirements of the following standards for safety and electrical equipment for measurement, control, and laboratory use:

- IEC 61010-1, EN 61010-1
- UL 61010-1
- CAN/CSA-C22.2 No. 61010-1

(NI DAQCard-6024E Only)

The device meets the requirements of the following standards for safety and electrical equipment for measurement, control, and laboratory use:

- IEC 60950-1, EN 60950-1
- UL 60950-1
- CAN/CSA-C22.2 No. 60950-1



Note For UL and other safety certifications, refer to the product label, or visit ni.com/certification, search by model number or product line, and click the appropriate link in the Certification column.

Electromagnetic Compatibility

Emissions..... EN 55011 Class A at 10 m
FCC Part 15A above
1 GHz

Immunity..... EN 61326:1997
A2:2001, Table 1

CE, C-Tick, and FCC Part 15 (Class A) Compliant



Note For EMC compliance, you must operate this device with shielded cabling.

CE Compliance

This product meets the essential requirements of applicable European Directives, as amended for CE marking, as follows:
This product meets the essential requirements of applicable European Directives, as amended for CE marking, as follows:

Low-Voltage Directive (safety)..... 73/23/EEC

Electromagnetic Compatibility

Directive (EMC)..... 89/336/EEC



Note Refer to the Declaration of Conformity (DoC) for this product for any additional regulatory compliance information. To obtain the DoC for this product, visit ni.com/certification, search by model number or product line, and click the appropriate link in the Certification column.

AI 8	34	68	AI 0
AI 1	33	67	AI GND
AI GND	32	66	AI 9
AI 10	31	65	AI 2
AI 3	30	64	AI GND
AI GND	29	63	AI 11
AI 4	28	62	AI SENSE
AI GND	27	61	AI 12
AI 13	26	60	AI 5
AI 6	25	59	AI GND
AI GND	24	58	AI 14
AI 15	23	57	AI 7
NC	22	56	AI GND
NC	21	55	AO GND
NC	20	54	AO GND
P0.4	19	53	D GND
D GND	18	52	P0.0
P0.1	17	51	P0.5
P0.6	16	50	D GND
D GND	15	49	P0.2
+5 V	14	48	P0.7
D GND	13	47	P0.3
D GND	12	46	AI HOLD COMP
PFI 0/AI START TRIG	11	45	EXT STROBE
PFI 1/AI REF TRIG	10	44	D GND
D GND	9	43	PFI 2/AI CONV CLK
+5 V	8	42	PFI 3/CTR 1 SRC
D GND	7	41	PFI 4/CTR 1 GATE
PFI 5/AO SAMP CLK	6	40	CTR 1 OUT
PFI 6/AO START TRIG	5	39	D GND
D GND	4	38	PFI 7/AI SAMP CLK
PFI 0/CTR 0 GATE	3	37	PFI 8/CTR 0 SRC
CTR 0 OUT	2	36	D GND
FREQ OUT	1	35	D GND

NC = No Connect

Figure 1. NI 6023E Pinout



Figure 2. NI 6024E Pinout

AI GND	1	51	P3.7
AI GND	2	52	D GND
AI 0	3	53	P3.6
AI 8	4	54	D GND
AI 1	5	55	P3.5
AI 9	6	56	D GND
AI 2	7	57	P3.4
AI 10	8	58	D GND
AI 3	9	59	P3.3
AI 11	10	60	D GND
AI 4	11	61	P3.2
AI 12	12	62	D GND
AI 5	13	63	P3.1
AI 13	14	64	D GND
AI 6	15	65	P3.0
AI 14	16	66	D GND
AI 7	17	67	P2.7
AI 15	18	68	D GND
AI SENSE	19	69	P2.6
AO 0	20	70	D GND
AO 1	21	71	P2.5
NC	22	72	D GND
AO GND	23	73	P2.4
D GND	24	74	D GND
PO 0	25	75	P2.3
PO 4	26	76	D GND
PO 1	27	77	P2.2
PO 5	28	78	D GND
PO 2	29	79	P2.1
PO 6	30	80	D GND
PO 3	31	81	P2.0
PO 7	32	82	D GND
D GND	33	83	P1.7
+5 V	34	84	D GND
+5 V	35	85	P1.6
AI HOLD COMP	36	86	D GND
EXT STROBE	37	87	P1.5
PFI 0M START TRIG	38	88	D GND
PFI 1M REF TRIG	39	89	P1.4
PFI 2M CONV CLK	40	90	D GND
PFI 4CTR 1 SRC	41	91	P1.3
PFI 4CTR 1 GATE	42	92	D GND
CTR 1 OUT	43	93	P1.2
PFI 6M SAMP CLK	44	94	D GND
PFI 6M START TRIG	45	95	P1.1
PFI 7M SAMP CLK	46	96	D GND
PFI 8CTR 0 SRC	47	97	P1.0
PFI 8CTR 0 GATE	48	98	D GND
CTR 0 OUT	49	99	+5 V
FREQ OUT	50	100	D GND

NC = No Connect

Figure 3. NI 6025E Pinout

National Instruments, NI, ni.com, and LabVIEW are trademarks of National Instruments Corporation. Refer to the Terms of Use section on ni.com/legal for more information about National Instruments trademarks. Other product and company names mentioned herein are trademarks or trade names of their respective companies. For patents covering National Instruments products, refer to the appropriate location: **Help>Patents** in your software, the patents.txt file on your CD, or ni.com/patents.

© 2003–2005 National Instruments Corporation. All rights reserved.

370719C-01

Dec05

Anexo E. Construcción geométrica del modelo en Ansys

No existe un simple procedimiento para construir la geometría del modelo, pues los pasos a realizar varían en gran medida dependiendo del tamaño y la forma de éste, algunos sistemas u objetos poseen cierta clase de simetría que puede ser repetitiva, reflectiva o axisimétrica si es simétrico alrededor de un eje central, cuando un objeto o sistema es simétrico en todos los sentidos (geometría, cargas, limitaciones y propiedades del material), se puede tomar ventaja de este factor y reducir el tamaño del modelo.

Para construir la geometría se pueden usar formas geométricas predefinidas que el software ofrece, tales como círculos, rectángulos, cilindros, entre otros, o crear paso a paso la geometría definiendo desde lo más básico que son los llamados keypoints, y a partir de estos crear entidades de mayor orden como lo son las líneas, áreas y volúmenes.

La construcción del modelo se basa en un sistema de coordenadas global. Por defecto el sistema de coordenadas global es el cartesiano, con los ejes X, Y y Z, sin embargo si se desea y muchas veces para facilitar la construcción de la geometría se puede escoger otro sistema de coordenadas, ANSYS posee tres sistemas de coordenadas globales predefinido, el cartesiano, el cilíndrico y el esférico, en algunos casos es necesario establecer un propio sistema de coordenadas creando un sistema de coordenadas local.

Así como el sistema de coordenadas global y local esta relacionado con la geometría del sistema existe un sistema de coordenadas nodal que orienta las direcciones de los grados de libertad de cada nodo, ya que cada uno tiene su propio sistema de coordenadas local el cual por defecto es paralelo al sistema de coordenadas global cartesiano, similarmente cada elemento tiene su sistema de coordenadas determinando la dirección de las propiedades del material cuando estas son ortotrópicas.

Existe un plano de trabajo imaginario llamado “Working plane” el cual podemos usar a nuestra conveniencia, moviéndolo, rotándolo o definiendo uno nuevo, para localizar y orientar entidades del modelo, por defecto cuando se empieza una sesión en ANSYS este esta localizado en el plano X-Y de las coordenadas cartesianas.

Finalmente usando las distintas operaciones que el software nos ofrece es posible crear nuevas entidades a partir de entidades básicas.

Teniendo en cuenta la forma y la geometría del sistema estudiado mostrada detalladamente en la figura 1, se explica detalladamente su construcción.

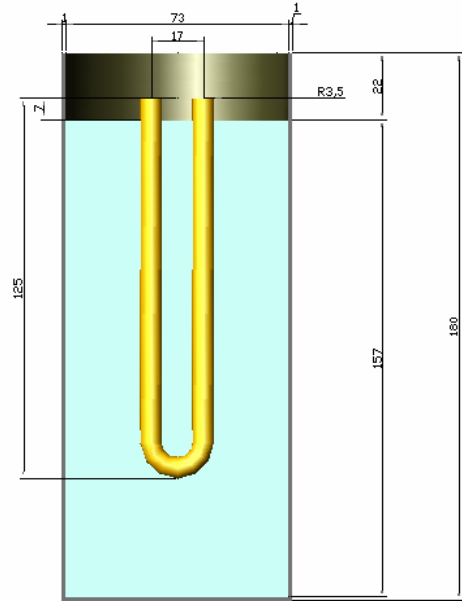
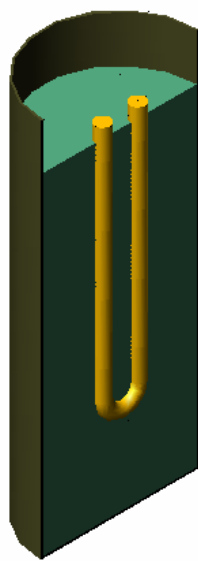
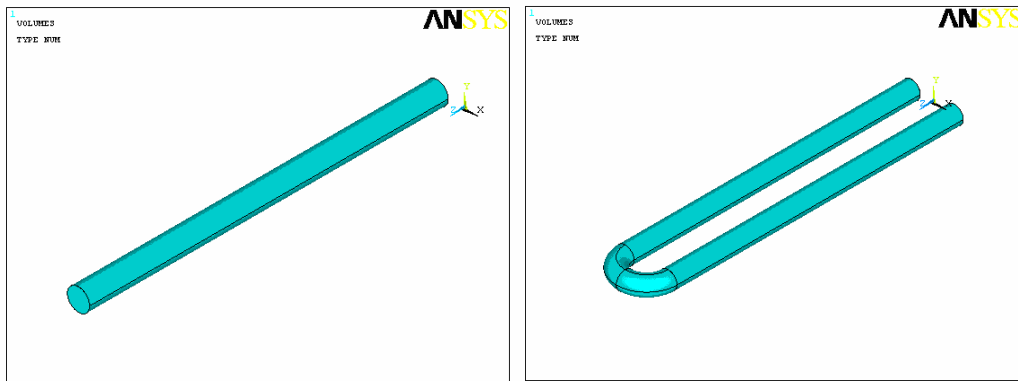


FIGURA 1. Corte lateral y cotas principales del sistema creado en AutoCAD.

Tomando como origen del sistema de coordenadas el centro de la circunferencia formada por el recipiente a la altura de la resistencia se crea un cilindro sólido de radio 0.0035m y profundidad 0.113m centrado en [-0.0085,0], esto se hace accediendo a los menús Main Menu> Preprocessor> Modeling> Create> Volumes> Cylinder> Solid Cylinder, luego es copiado (Main Menu> Preprocessor> Modeling> Copy> Volumen) y ubicado un DX positivo de 0.017m, la parte inferior de la resistencia se crea realizando una extrusión del área inferior del primer cilindro creado, alrededor de un eje imaginario formado por dos puntos ubicados en las coordenadas [0,0.002,0.113] y [0,-0.002,0.113], y un ángulo de -180° , Main Menu> Preprocessor> Modeling> Operate> Extrude> Areas> About Axis, finalmente estos tres volúmenes se adicionan usando la operación booleana ADD, mediante el GUI: Main Menu> Preprocessor> Modeling> Operate> Booleans> Add> Volumen, formando uno solo. En la figura 2 se observan los resultados obtenidos del procedimiento descrito.



(a)

(b)

FIGURA 2. Construcción de la resistencia de cobre. (a)Cilindro sólido, (b)Resistencia .

Seguidamente se crea el volumen correspondiente al fluido térmico, una opción para realizar esto es desplazando el Working plane, en la dirección Z positiva, la distancia necesaria, dependiendo de la altura que el fluido alcance, accediendo a los menús de la interfase grafica de usuario (GUI) Utility Menu> WorkPlane> Offset WP to> XYZ Locations, para este caso 0.007m, luego se crea un cilindro sólido ubicado en el origen de coordenadas, que es tomado en base al working plane, de radio 0.0365m y profundidad 0.157m, seguidamente el volumen correspondiente a la resistencia de calor es copiado y ubicado en el mismo sitio con el fin de realizar una sustracción de volúmenes entre el fluido creado y una de las resistencias, para así tener en cuenta el espacio ocupado por la resistencia en el fluido.

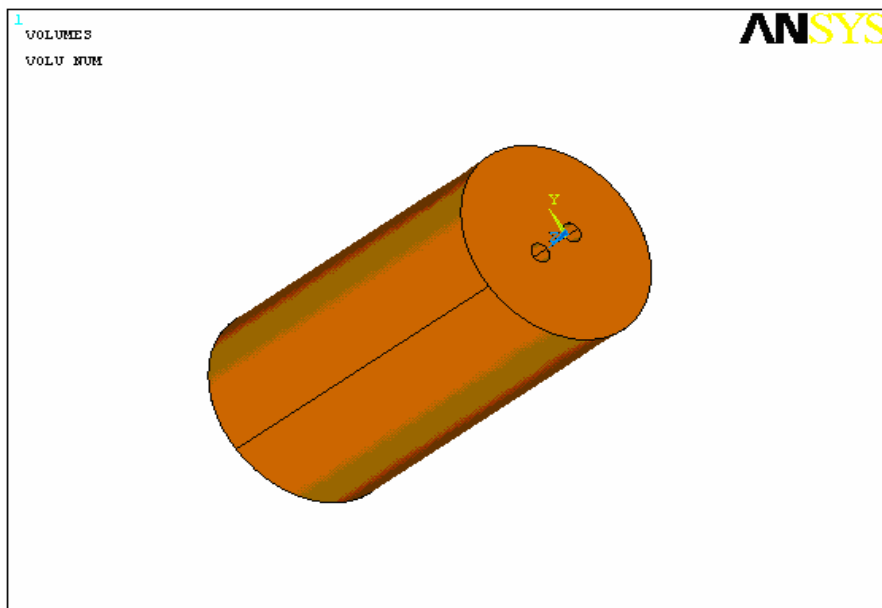
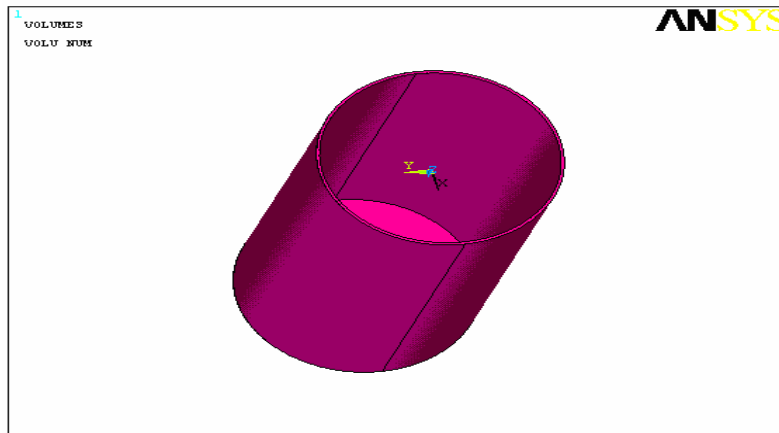


FIGURA 3. Volumen correspondiente al fluido térmico.

Finalmente se crea el recipiente, una forma de hacerlo es ubicar el Working plane dependiendo de su altura, en este caso, 0.015m en la dirección negativa Z del sistema de coordenadas activo, luego se crea un cilindro hueco cuyo radio interno es 0.0365m, radio externo 0.0375m y profundidad 0.18m, accediendo a los menús en el siguiente orden: Main Menu> Preprocessor> Modeling> Create> Volumes> Cylinder> Hollow Cylinder, para la cara inferior del recipiente se ubica el working plane en las coordenadas [0,0,0.144], lo que corresponde a la cara inferior del fluido, y se crea un cilindro sólido de radio 0.0365m y profundidad 1mm, adicionamos este volumen con el cilindro hueco y se obtiene el volumen correspondiente al recipiente presentado en la figura 4.

FIGURA 4. Volumen correspondiente al recipiente contenedor.



En la figura 5 se observa la geometría total del sistema.

FIGURA 5. Geometría total del sistema.

