



**CUBA**  
**MINISTERIO DE EDUCACIÓN SUPERIOR**  
**INSTITUTO SUPERIOR MINERO METALÚRGICO DE MOA**  
**“Dr. ANTONIO NUÑEZ JIMENEZ”**

---

**COMPORTAMIENTO DE LOS PARÁMETROS DE TRABAJO Y SIMULACIÓN NEURONAL  
DE VARIABLES DEL CONJUNTO COMPRESOR, CÁMARA DE COMBUSTIÓN Y TURBINA EN  
UNIDAD DUAL DE 100 MW EN LA PLANTA DE GT “JOSÉ MARÍA ESPAÑA”.**

**Tesis presentada en opción al Título Académico de Master en**

**Electromecánica**

**Autor: Ing. Manuel Marqués Rodríguez**

**Tutores:**

**Dr. C. Ricardo Lorenzo Ávila Rondón**

**Dr. C. Luis Oliva Ruiz**

**Dr. C. José Francisco Falcón Hernández**

**04-2010**

## **RESUMEN**

Se estudia la posibilidad de simulación de la operación de la unidad # 10 de la Planta de generación termoeléctrica José María España, mediante la técnica de redes neuronales, con vista a la implementación de métodos predictivos de mantenimiento en la referida unidad. Con los datos medidos de los parámetros generales de funcionamiento de la unidad durante un periodo de 10 meses, se realiza un procesamiento estadístico, como resultado del cual se determinan los parámetros que caracterizan la operación a 95 MW. Para determinar la posibilidad de aplicar el método de redes neuronales con la utilización del Matlab, son seleccionadas para simular, tres variables de salida y 28 variables de entrada, para el conjunto compresor, cámara de combustión y turbina. Los coeficientes de regresión para la correlación entre la salida real de la variable y la salida simulada, para cada una de las tres variables de salida estudiadas se encuentran en el orden de 0,999, 0,999 y 0,977 respectivamente, lo que permite considerarlas adecuadas para su uso en la simulación de la unidad.

## **ABSTRACT**

The possibility of simulation of the operation of the #10 unit of the Plant of thermoelectric generation José María Spain is studied by means of the technique of nets neuronales, with view to the implementation of methods maintenance in the referred unit. With the measured data of the general parameters of operation of the unit during a period of 10 months, is carried out a statistical prosecution, as a result of which the parameters are determined which characterize the operation. To determine the possibility to apply the method of neuro-nets with Matlab, they are selected to simulate, three exit variables and 28 entrance variables, for the combined compressor, combustion chamber and turbine. The regression coefficients for the correlation between the real exit of the variable and the feigned exit, for each one of the three studied exit variables are respectively in the order of 0,999, 0,999 and 0,977, what allows to consider them appropriate for their use in the simulation of the unit.

## INDICE

|                                                                                |    |
|--------------------------------------------------------------------------------|----|
| INTRODUCCIÓN .....                                                             | 5  |
| Capítulo 1.....                                                                | 11 |
| CARACTERIZACIÓN DEL SISTEMA ENERGÉTICO EN LA PLANTA JOSÉ MARÍA<br>ESPAÑA ..... | 11 |
| 1.1    Generalidades del sistema termoelectrico .....                          | 11 |
| 1.2    Turbina de gas en la planta JME .....                                   | 13 |
| 1.3    Instrumentación y control .....                                         | 19 |
| Capítulo 2.....                                                                | 21 |
| TRATAMIENTO DE DATOS .....                                                     | 21 |
| 2.1    Sistema de adquisición de datos .....                                   | 21 |
| 2.2    Selección de variables .....                                            | 22 |
| 2.3    Comportamiento en el tiempo de las variables a simular.....             | 25 |
| Capítulo 3.....                                                                | 29 |
| SIMULACIÓN MEDIANTE REDES NEURONALES .....                                     | 29 |
| 3.1    Generalidades sobre redes neuronales .....                              | 29 |
| 3.2    Elaboración de la red neuronal .....                                    | 33 |
| 3.3    Resultados de la simulación con redes neuronales .....                  | 42 |
| 3.3.1    Diferencia de presión de los filtros para el aire.....                | 42 |
| 3.3.2    Temperatura de salida del compresor .....                             | 46 |
| 3.3.3    Vibración del cojinete del compresor:.....                            | 50 |
| CONCLUSIONES .....                                                             | 54 |
| RECOMENDACIONES .....                                                          | 55 |
| BIBLIOGRAFÍA .....                                                             | 56 |

|                   |    |
|-------------------|----|
| NOMENCLATURA..... | 60 |
| GLOSARIO. ....    | 61 |

## INTRODUCCIÓN

Actualmente el sistema eléctrico de la República Bolivariana de Venezuela cuenta con una capacidad instalada de 19419 MW, obtenida fundamentalmente de Centrales Hidroeléctricas y Térmicas con 12472 y 6947 MW respectivamente. En estas últimas se utilizan turbinas de vapor y de gas (Electriahorro, 2010).

Todas las centrales son gerenciadas por la Corporación Eléctrica Nacional (CORPOELEC), la cual es una empresa operadora estatal adscrita al Ministerio del Poder Popular para la Energía y Petróleo, encargada de la generación, transmisión, distribución y comercialización de energía eléctrica (CEN, 2009)

Según el decreto-ley N° 5.330, de fecha 2 de mayo de 2007, CORPOELEC se encuentra conformada por las siguientes empresas de generación, transmisión, distribución y comercialización de energía eléctrica: (CEN filiales, 2009; CEN reseña histórica, 2009)

- Electrificación del Caroní, C.A. (EDELCA)
- Energía Eléctrica de Venezuela, S.A. (ENELVEN)
- Empresa Nacional de Generación C.A. (ENAGER)
- Compañía de Administración y Fomento Eléctrico S.A. (CADAFE)
- Energía Eléctrica de la Costa Oriental del Lago C.A. (ENELCO)
- Energía Eléctrica de Barquisimeto S.A. (ENELBAR)
- Sistema Eléctrico del Estado Nueva Esparta (SENECA)
- Electricidad de Caracas (EDC).

La organización territorial de la actividad de distribución de potencia y energía eléctrica está definida por seis regiones operativas:

- Región Noroeste: Estados Zulia, Falcón, Lara y Yaracuy
- Región Norcentral: Estados Carabobo, Aragua, Miranda, Vargas y Distrito Capital

- Región Oriental: Estados Anzoátegui, Monagas, Sucre, Nueva Esparta y Delta Amacuro
- Región Central: Estados Guárico, Cojedes, Portuguesa, Barinas y Apure
- Región Andina: Estados Mérida, Trujillo y Táchira
- Región Sur: Estados Bolívar y Amazonas.

La Electricidad de Caracas (EDC), empresa pionera del sector eléctrico venezolano, sirve a más de 1.100.000 suscriptores y cuenta con una capacidad de generación instalada de 2156 MW, distribuidos a razón de 1706 MW. en la planta José Joaquina Sánchez (Tacoa, CTETV) y 450 MW en la planta José María España (JME, CTETG) (Ciudad CCS, 2009).

Hoy en día todas las plantas generadoras del sistema eléctrico nacional se encuentran totalmente interconectadas. No obstante, inclusive bajo la condición de que todas operen a su máxima capacidad, no logran cubrir la demanda en todo el territorio nacional, pues existe un déficit de 800 MW (Navas, ent. rad., 2009), cuyo efecto es perceptible a través de los programas de racionamiento del fluido eléctrico iniciados en el año 2009. d

Dicho racionamiento puede reflejarse sobre la unidad como perturbaciones externas. La variación repentina en la generación o en la carga del SEN origina cambios en el voltaje y puede alterar la frecuencia de la corriente eléctrica, situación que de llegar a las unidades, estas, tratarán de compensarla o amortiguarla.

La salida imprevista de una turbina o la falla de una línea de transmisión cuya carga no pueda ser reconducida, origina perturbaciones en el sistema eléctrico nacional (SEN) que en un momento dado puede llevar a la salida temporal de otras unidades generadoras, con la consiguiente falla temporal en el suministro del fluido eléctrico a nivel local, estatal o nacional según la magnitud de la perturbación.

Las fallas en el suministro eléctrico perjudican directamente a la población por: deficiencia en los servicios médicos, salida de servicio de ascensores, equipos de refrigeración y congelación, computadoras, cajas registradoras, sistemas contra incendio, sistemas de transporte masivo, lo que genera caos y agresividad, así como robos generalizados a comercios en centros comerciales.

Los daños sociales van de la mano con las pérdidas económicas como resultado del cierre de comercios, con la consiguiente disminución en las ventas, cierre de empresas de manufactura, con la sabida disminución de la producción. La gran cantidad de personas estancadas en el tráfico conduce al desperdicio de horas-hombre e hidrocarburos. También se dañan y degradan valores éticos en pro del aprovechamiento de esa coyuntura pasajera para apropiarse de bienes ajenos.

Lo más asombroso es que un servicio que es suministrado regularmente los 365 días del año las 24 h, desde seguramente toda nuestra vida, su carencia, algunas horas, logre en tan corto tiempo tal descomposición social, económica y ética.

Para evitar una falla temporal en el suministro del fluido eléctrico, el SEN cuenta con tres niveles de operación: el despacho de carga nacional, el despacho local, en este caso de la EDC y las unidades de generación. Estos pueden actuar de manera indistinta o en conjunto y cada uno de ellos puede trabajar de forma manual o a través de sistemas de operación y de protección automáticos programados.

En lo que se refiere a las unidades de generación, en la actualidad la planta generadora José María España, cuenta con 5 unidades generadoras de 100 MW (ISO), designadas con los números (9, 10, 11, 12 y 13). En las cuatro primeras las turbinas tienen sistema de combustible dual (gas y fuel oil). La última funciona exclusivamente con gas. En este momento y en condiciones normales, las 5 operan las 24 horas del día a máxima capacidad.

Frente a una eventualidad como las mencionadas, lo usual es que el sistema de generación de cada planta (cada unidad) responda de forma individual y automática al suceso, para tratar de amortiguar o compensar el problema que se presenta en el SEN; sin embargo, dado que el sistema de generación de la planta termoeléctrica a gas JME, puede, según la magnitud y duración de la perturbación, no tener la capacidad para responder con la rapidez necesaria, puede resultar difícil, en ciertos casos, evitar que ante una falla del SEN, las turbinas no salgan de servicio.

Para, en la medida de lo posible, evitar que la unidad salga de servicio, se hace necesario un conocimiento de los rangos reales operativos de la unidad, ante una eventualidad dada.

Desde el punto de vista interno, la unidad registra y presenta un número de variables que permiten, a partir de la información que suministran, desde señalar la necesidad de paradas de mantenimiento y controlar toda la operación de la máquina, hasta evitar la destrucción de la misma.

De las diversas variables que se presentan durante la operación de la unidad pueden ser consideradas como principales las siguientes (Siemens, 2002):

- Caída de presión del aire a través del filtro, el cual al llegar a un valor máximo, requiere el cambio de los mismos.
- La temperatura del aire a la salida del compresor que vincula al sistema de control con la unidad misma.
- La vibración a través de la cual se puede determinar la severidad de las fallas que puedan surgir durante la operación.

Una manera de establecer los límites reales operativos de la unidad, es mediante la inducción de perturbaciones durante la operación normal de la unidad, para evaluar los cambios en las variables que correspondan; pero esta vía es limitada, pues solo se puede hacer en días de bajo consumo eléctrico y como toda maniobra no rutinaria, trae implícito un riesgo para la unidad. En esta situación, surge la necesidad de reproducir, de alguna manera, la operación de la unidad en cualquier instante con adecuada precisión y exactitud; sin embargo, lo complejo del proceso y la necesidad del detalle, hace imposible la solución analítica del problema y es en así como se fundamenta la necesidad de utilizar la simulación de la operación (George, 1978).

El método de simulación permitirá en primer lugar, establecer si es posible emular las variables de mayor importancia en la operación de una unidad de generación y en segunda instancia, contribuir a la capacitación del personal que labora en la Planta de generación termoeléctrica José María España (JME), para lo cual se estableció como objeto de estudio el conjunto que constituye el centro energético de la unidad: compresor, cámara de combustión y turbina (CCCT) y como punto de partida para dar forma a la simulación.

Para la obtención de los resultados a través de la simulación, se usará la alternativa tecnológica que consiste en la elaboración de una “red neuronal artificial”, cuya capacidad

para representar funciones en sistemas que responden a principios físicos claramente establecidos es notoria (Giro y Olariaga, 2009) y se encuentra respaldada con su presencia en distintos programas, tal como el Matlab (Agudelo et al, 2006).

Como punto de partida para la simulación, se cuenta con registros históricos de los parámetros principales de funcionamiento de las unidades generadoras de la planta JME, sin que se tenga hasta ahora un procesamiento estadístico que permita hacer estudios, análisis o valoraciones del comportamiento de la unidad, durante el periodo de explotación.

En la planta JME solo hay dos tipos de turbinas, cuatro del tipo W501D5 Siemens-Westinhouse (dual) y una del tipo W501D5A (gas).

Fue seleccionado para el estudio el primer modelo, que representa el 80 % de la capacidad generadora y que además, según opinión del personal de operación, el comportamiento de este tipo de turbina en las cuatro unidades en que esta instalada, es similar (Siemens, 2002).

**Problema:** Mejorar la capacidad de los sistemas energéticos para prevenir fallos, a partir de cambios en la planificación del mantenimiento, tal que permita mayor fiabilidad en el trabajo de la unidad

No se cuenta con información que permita establecer la posibilidad de simular la operación de una unidad de generación de la Planta JME por el método de redes neuronales con la utilización del programa Matlab.

**Objeto de estudio:** Comportamiento operacional del conjunto: compresor, cámara de combustión y turbina de gas.

**Objetivo general:** Evaluar la posibilidad de simular satisfactoriamente, mediante redes neuronales con la utilización del programa Matlab, el comportamiento operacional de la unidad # 10 de la planta de generación termoeléctrica JME.

Para lograr el objetivo general, deben cumplirse las siguientes tareas:

- Establecer las principales características del conjunto compresor cámara de combustión y turbina en la unidad de generación.

- Recopilar los datos históricos, como punto de partida para simular las principales variables de operación.
- Verificar la confiabilidad de los datos de operación mediante inspección de las variables en el tiempo.
- Usar el potencial del programa Matlab como base para la simulación por el método de redes neuronales.

Los **métodos de investigación** a emplear son:

No experimental, documental y deductivo, con la finalidad de establecer si la simulación mediante la técnica de redes neuronales tiene la capacidad de simular de manera adecuada las principales variables de operación de una unidad de generación con turbina a gas.

# **CAPÍTULO 1**

## **CARACTERIZACIÓN DEL SISTEMA ENERGÉTICO EN LA PLANTA JOSÉ MARÍA ESPAÑA**

El presente capítulo tiene como objetivo, la presentación de los fundamentos teóricos y constructivos de los sistemas energéticos y en particular el de la planta JME. En el se presentan las características de los sistemas energéticos, que serán utilizadas para el cumplimiento de los objetivos.

### **1.1 Generalidades del sistema termoeléctrico**

De manera general, en una central termoeléctrica se transforma la energía proveniente de la combustión de combustibles fósiles, en energía mecánica, la cual es transformada en energía eléctrica, que es una forma de energía fácilmente transportable (García-Mauricio, 2009(a); García-Mauricio, 2009(b); PDVSA, 2002)

Corresponde al dominio de la electricidad abrir un nuevo campo en la utilización de las máquinas, pues su uso estaba restringido al lugar donde se encontraban, pero la relación entre las diversas energías permite al hombre transformar el trabajo mecánico en energía eléctrica y ésta podía a su vez, ser transportada muy lejos por un sistema de cables y transformadores para que por último y gracias a un motor eléctrico, transformar esa energía eléctrica en par motor (torque), que debidamente acoplado realice un trabajo mecánico (Quijada, 1983 ;Robert, 1979(a); Robert, 1979(b); Seippel, 1977; Sears, 1976).

Los componentes típicos del GNP, combustible usado en la planta generadora JME se muestran en la Tabla 1, y según se aprecia predomina el metano (Thompson, 1969; E-Brizuela, 2003; PDVSA, 2000; Bador y Ibarz, 1965).

Tabla 1. Composición típica del gas natural (GNP)

| No- | Denominación | Fórmula                          | Composición |
|-----|--------------|----------------------------------|-------------|
| 1   | Metano       | CH <sub>4</sub>                  | 0,8425      |
| 2   | Etano        | C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>    | 0,1477      |
| 3   | Propano      | C <sub>3</sub> H <sub>8</sub>    | 0,0025      |
| 4   | Iso-butano   | i-C <sub>4</sub> H <sub>10</sub> | 0,0001      |
| 5   | N-butano     | n-C <sub>4</sub> H <sub>10</sub> | 0,0001      |
| 6   | Nitrógeno    | N <sub>2</sub>                   | 0,0071      |

La densidad absoluta del aire, en condiciones normales (STD), (0 °C y 1 atm), es de 1,287 kg/m<sup>3</sup>. En la Tabla 2 se muestran valores medios de las densidades de los principales combustibles gaseosos, entre ellos el GNP.

La temperatura de combustión es otra propiedad importante en los combustibles. Esta corresponde a la temperatura máxima de llama que se alcanza durante el proceso de combustión.

En la Tabla 3 se muestra el poder calórico inferior de algunas sustancias puras que forman parte de varios combustibles (Quijada, 1983).

Tabla 2. Densidad absoluta y relativa de gases combustibles comerciales.

| No. | Gases combustibles  | Densidad absoluta (kg/m <sup>3</sup> ) | Densidad relativa |
|-----|---------------------|----------------------------------------|-------------------|
| 1   | Gas natural (GNP)   | 0,802                                  | 0,62              |
| 2   | Butano comercial    | 2,625                                  | 2,03              |
| 3   | Propano comercial   | 2,095                                  | 1,62              |
| 4   | Propano metalúrgico | 2,030                                  | 1,57              |

Tabla 3. Propiedades de algunos hidrocarburos (Quijada, 1983) (Pág. 260).

| No | Fórmula                        | Denomi-nación | Combustible en el que stá presente | Punto de ebullición (°C) | Masa Molar | Densidad relativa a 20 °C | PCI (kcal/kg) |
|----|--------------------------------|---------------|------------------------------------|--------------------------|------------|---------------------------|---------------|
| 1  | CH <sub>4</sub>                | Metano        | GNP                                | - 161                    | 16,0       | 0,424                     | 11977         |
| 2  | C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>  | Etano         | GNP                                | - 88,5                   | 30,0       | 0,546                     | 11442         |
| 3  | C <sub>3</sub> H <sub>8</sub>  | Propano       | GNP / GLP                          | - 42                     | 44,0       | 0,582                     | 11119         |
| 4  | C <sub>4</sub> H <sub>10</sub> | Butano        | GLP                                | 0                        | 58,1       | 0,570                     | 10996         |
| 5  | C <sub>5</sub> H <sub>12</sub> | Pentano       | GLP / Gasolina                     | 36                       | 72,1       | 0,626                     | 10888         |
| 6  | C <sub>6</sub> H <sub>14</sub> | Hexano        | Gasolina                           | 69                       | 86,0       | 0,659                     |               |
| 7  | C <sub>7</sub> H <sub>16</sub> | Heptano       | Gasolina                           | 98                       | 100,2      | 0,684                     | 10782         |
| 8  | C <sub>8</sub> H <sub>18</sub> | Octano        | Gasolina                           | 126                      | 114,2      | 0,703                     | 10700         |
| 9  | C <sub>9</sub> H <sub>20</sub> | Nonano        | Gasolina                           | 151                      | 128,0      | 0,718                     |               |

Como se aprecia en la tabla 3, los componentes del GNP son los tres alcanos, con menor masa molar, menor densidad, mayor PCI y a condiciones STD están en estado gaseoso.

En el caso de Venezuela, teniendo en cuenta el potencial petrolero y gasífero, en especial el GNP, su utilización en instalaciones térmicas esta muy generalizada.

## 1.2 Turbina de gas en la planta JME

Las turbinas térmicas son máquinas que transforman la energía calorífica en mecánica con una alta eficiencia (Quijada, 1983; Textos Científicos, 2008; George, 1978). De ellas existen dos tipos fundamentales: la de vapor y la de gas.

Como el objeto de estudio es una turbina de gas, a continuación se explicará con más detalle la misma y específicamente la existente en la planta JME.

La planta JME cuenta con cinco unidades de turbina de gas, donde los aspectos fundamentales del trabajo de la misma están basados en el ciclo Brayton. En las turbinas a gas al igual que en el caso de los motores de combustión interna, el combustible y el aire que entran al sistema no realizan un ciclo termodinámico en el sentido estricto (Figura 1). Sería más propio tratarlo como una transformación; sin embargo, las transformaciones termodinámicas que sufre el combustible que interviene en este proceso, pueden tratarse como reversible o ideales en un ciclo cerrado (Figura 2), siempre y cuando se trabaje con flujo uniforme. Este ciclo está integrado por cuatro pasos (Muriel y Alberto, 2008; García, S/F; Turbinas de gas, 2008):

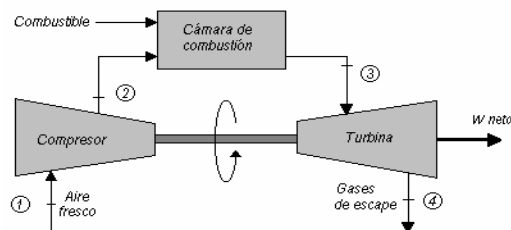


Figura 1. Esquema de funcionamiento de una turbina con gas, que funciona a ciclo abierto (Howell, 1990; Cengel, 2003).

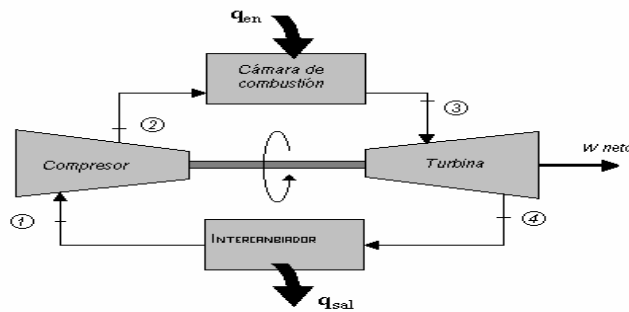


Figura 2. Esquema de funcionamiento de una turbina con gas, que funciona a ciclo cerrado (Howell, 1990; Cengel, 2003).

Cuando la composición química de los gases a la salida del sistema es diferente a la composición de los gases que entran al proceso de reacción química y considerando: que la relación másica aire-combustible es en general mayor a 50 y a las muchas analogías entre esa transformación química y el ciclo termodinámico ideal mencionado, es posible describir el comportamiento de la turbina como si fuese realmente un ciclo termodinámico trabajando con aire std y este ciclo se estudia bajo un nuevo nombre, ciclo Brayton, el cual esta integrado por cuatro procesos internamente reversibles, que se señalan a continuación; su comportamiento se muestra en la Figura 5 y 6 (Huang, 1999).

La eficiencia del ciclo ideal para los motores de turbina a gas (Brayton) esta dado por el trabajo realizado (neto) entre el calor añadido al sistema:

La eficiencia térmica de la turbina a gas también se puede escribir como (Smith, 1987):

$$\eta = \frac{W_n}{Q} = \frac{W_n}{m_c \cdot PCI} \quad (1.1)$$

El esquema general de las turbinas de gas se presenta en la figura 7.

Las turbinas que predominan en el sistema energético de la planta JME son del modelo Westinghouse W501D, usadas en las unidades 9,10,11 y 12 que se presenta en la figura 8, donde están señaladas las principales partes que la conforman.

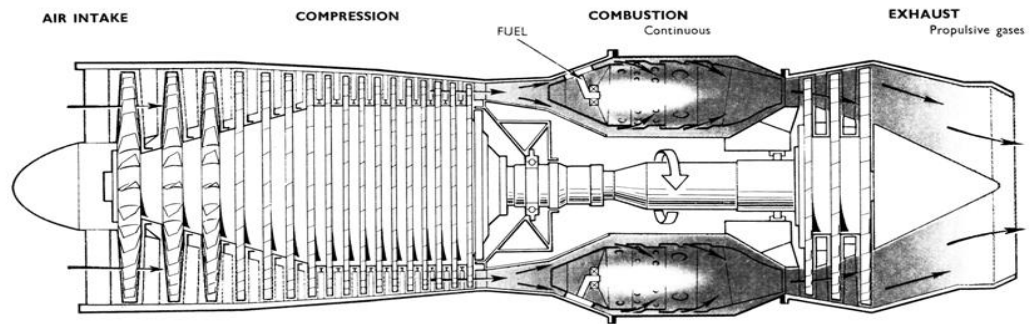


Figura 7. Turbina de gas típica (E-Brizuela, 2003).

La combustión en unidades de generación con gas tiene lugar en la cámara de combustión o quemador, ubicada entre el compresor y la turbina según se muestra en la figura 7.

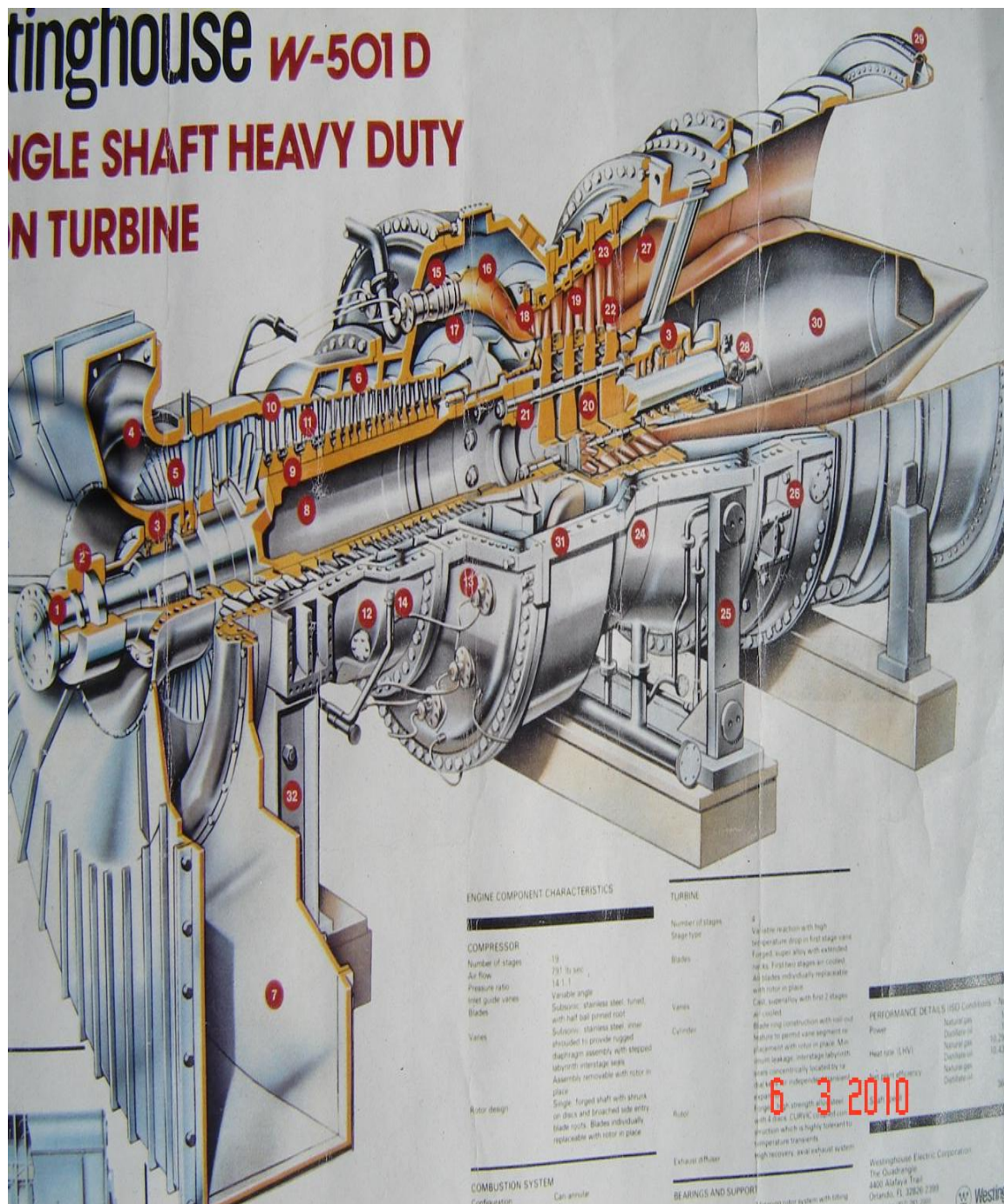


Figura 8. Turbina de gas W501D [foto del autor]

A continuación se señalan las partes de la turbina W501D:

1. Acople de carga.
2. Rolinera espaciadora.
3. Rolinera de trabajo.
4. Espiral de entrada.
5. Alabes guía.
6. Salida de aire intermedia.
7. Ducto de entrada de aire.
8. Eje del compresor.
9. Discos del compresor.
10. Alabes rotatorios.
11. Diafragmas con sellos.
12. Carcaza del compresor.
13. Inyectores de combustible.
14. Aire
15. Cesta de combustión.
16. Tubo de transición.
17. Tubería para el aire de enfriamiento del rotor.
18. Primera etapa de la turbina.
19. Estator de la turbina.
20. Discos de la turbina.
21. Tornillos pasantes de los discos.
22. Hojas rotatorias.
23. Sellos exteriores de la turbina.
24. Carcaza de la turbina.
25. Soporte de la turbina.
26. Carcaza de escape de la turbina.
27. Termocuplas.
28. Detector centrífugo de exceso de velocidad.
29. Junta flexible para la salida.
30. Cono difusor.
31. Junta horizontal.

### 32. Soporte fijo del compresor.

Definidas las partes de la unidad, a continuación se presenta un resumen de las principales características del objeto de estudio CCCT.

Las principales características a tratar en el siguiente epígrafe se refieren a cuatro equipos, que son:

- Sistema de admisión de aire
- Compresor
- Cámara de combustión
- Turbina.

El sistema de admisión de aire tiene por función proveer cantidades adecuadas de aire limpio al compresor. Este suministra 2.721.554 kg/h (6.000.000 lb/hr) de aire (González, 2005). Este sistema comprende entre otros equipos, el sistema de filtros, que se encarga de remover partículas presentes en el aire.

El compresor es de tipo axial, de 19 etapas, con una capacidad para suministrar aire de 359,1 kg/s (791 lb/s), con una relación de compresión de 14:1. El aire ingresa a temperatura ambiente y a presión atmosférica correspondiente: a las condiciones climáticas y de altura predominantes (Andrés, 2006; Barboza et al, 2004).

El sistema de combustible es dual, ya que está diseñado para trabajar con gas natural o fuel oil # 2. Este ofrece la posibilidad de variar la potencia generada de la unidad en dependencia de la demanda de energía, mediante la variación del flujo neto de combustible que entra a la unidad.

A continuación se encuentra la sección de combustión. Allí el aire se distribuye entre las 14 cámaras de combustión. El combustible (GNP) proveniente directamente del sistema de distribución (gasoductos de PDVSA), llega a la planta a una presión típica de 2067,8 kPa (300 psig o 20,4 atm), una temperatura predominante de 23,8 °C (75 °F) y un flujo de 447,7 m<sup>3</sup>/min (15800 SCFM), posteriormente pasa por una válvula reguladora, que ajusta la presión de entrada a los quemadores a 1309,6 kPa (190 psig o 12,9 atm).

El próximo equipo es la turbina, que está formada por 4 etapas. El aire que llega de las cámaras de combustión entra primeramente en contacto con un aspa móvil (I etapa), luego por un aspa fija, para seguir a otra móvil (II etapa) y así sucesivamente hasta completar 4 aspas móviles y 3 fijas.

La eficiencia de la unidad puede ser determinada mediante la expresión I.1, donde los valores de las magnitudes aparecen en la misma son suministrados por el departamento de control de operación de las unidades, y son: potencia neta ( $w_n$ ) 95000 kW, consumo de combustible ( $m_c$ ) 447 m<sup>3</sup>/min con una densidad de 0,802 kg/m<sup>3</sup> y un poder calorífico inferior (PCI) 49429,9 kJ/Kg. El resultado obtenido fue de 0,321.

El valor de la eficiencia es ligeramente menor que el límite inferior del intervalo reportado en la bibliografía el cual es de 34 a 38 % (Rosa y Batista, S/F). Esto puede ser motivado por que la unidad no se encuentre trabajando a las condiciones nominales de diseño.

### **1.3 Instrumentación y control**

Ya conocidas las principales transformaciones energéticas que ocurren en las unidades generadores de la planta JME y los principales equipos que intervienen en ello, es necesario mencionar el sistema de instrumentación y control. Hay que resaltar que el 100 % de la instrumentación esta conectada a los sistemas de control.

La planta JME cuenta con un sistema de control distribuido (DCS, distribution control system) que trabaja bajo la filosofía cliente-servidor-supervisado, marca "WDPF". Este sistema permite medir y registrar variables en tiempo real a un intervalo que va de 0,1 hasta 1 s, lo que le permite informar eventos, maniobras y alarmas del proceso operativo. Todas las mediciones críticas son duales o triples: en el caso de la temperatura, en cada punto de medición hay al menos dos termocuplas y ambas reportan en panel local y en panel remoto (sala de control), igualmente cada unidad puede ser operada al 100 % de manera local o remota.

El sistema de control posee dos niveles de control; el primer nivel o nivel de proceso está constituido por cinco módulos independientes entre si. Cada módulo está encargado de un grupo de variables afines y tiene facultad para apagar la unidad de manera segura sin

intervención de los operadores, según directrices fijadas por el fabricante. El segundo nivel o interfaz máquina-operador, está constituido por igual número de módulos; pero cada uno de ellos interactúa con los operadores, presenta y registra información, permite la colocación de alarmas de aviso. También puede apagar las unidades de manera segura sin intervención del operador; pero solo actúa bajo los parámetros dados o fijados por los operadores.

Como ya se dijo, el sistema de control en su segundo nivel permite registrar información; sin embargo, del año 1994 al 1999 este registro se efectuó en cinta magnética y no es sino a partir del año 2000 que se da inicio al registro histórico de datos de operación por medio de disco.

Para cerrar este capítulo se puede decir que la generación de energía eléctrica constituye un eslabón fundamental en la transformación de la energía disponible en la naturaleza (petróleo) en energía mecánica aprovechable en cualquier lugar.

También se considera fundamental el conocimiento básico de los equipos (CCCT) y en general de la operación de la unidad para dar una adecuada interpretación a los resultados.

Un adecuado manejo y selección de las variables asociadas al objeto de estudio y el conocimiento del comportamiento a lo largo del tiempo, de las variables a simular permitirá un mejor entendimiento de los resultados.

## **CAPÍTULO 2**

### **TRATAMIENTO DE DATOS**

En este capítulo se hace un análisis estadístico de los resultados obtenidos en las mediciones de los parámetros fundamentales entre el primero de enero del año 2009 y el 30 de septiembre del mismo año. También se evalúa la confiabilidad de los datos para su utilización con vista a simular satisfactoriamente mediante redes neuronales con la utilización del programa Matlab el comportamiento operacional de la unidad # 10 de la Planta de generación termoeléctrica JME.

#### **2.1 Sistema de adquisición de datos**

El sistema DCS instalado en cada unidad, tal como se menciona en el capítulo anterior, permite exportar los datos históricos a formato ASCII, para su posterior procesamiento y análisis. Para ello se requiere trasladar estos archivos a un código accesible, por lo que se exportan a EXCEL y se guardan como archivos de formato xls, para luego cambiar las etiquetas numéricas por literales para su mejor entendimiento.

La unidad seleccionada en particular, es una que durante el periodo en estudio no ha tenido paradas por fallas o mantenimiento sino únicamente las debidas a interrupciones del servicio.

Se recopilaron datos históricos desde el primero de enero hasta el 31 de septiembre de 2009, a intervalos de 30 min., con lo que se tienen 13800 mediciones de las 65 variables más representativas del funcionamiento del sistema, incluyendo el tiempo. Las mismas se presentan más abajo, para un total de 897000 datos repartidos en 2660 hojas.

Con respecto a los datos, el sistema DCS, descarta cualquier valor que se encuentre fuera del rango de trabajo o fuera del margen de tolerancia del medidor y en su lugar coloca la etiqueta “BQ” (bad quality). Adicionalmente se sabe que la data recogida viene directamente del proceso en campo y se asume que es estable entre punto y punto.

## 2.2 Selección de variables

De las 64 variables más representativas que reporta el sistema DCS para el funcionamiento de cada uno de los equipos principales de la unidad, en un análisis realizado que tiene en cuenta el objetivo del presente trabajo, son seleccionadas aquellas vinculadas al objeto de estudio, por lo que se redujo el número a 28 variables, las que se presentan a continuación en correspondencia con los equipos que conforman la unidad:

### Compresor:

$T_o$ : Temperatura promedio de entrada del aire al compresor ( $^{\circ}\text{F}$ ).

$P_o$ : Presión de entrada del aire al compresor (plg de agua).

$\Delta P_o$ : diferencia de presión causada por el filtro en la línea de aire (plg agua).

$P_1$ : Presión del aire a la salida del compresor (psia).

$T_1$ : Temperatura del aire a la salida del compresor ( $^{\circ}\text{F}$ ).

$V_1$ : Vibración del cojinete del compresor en dirección "x" (mplg).

$V_2$ : Vibración del cojinete del compresor en dirección "y" (mplg).

$T_{46}$ : Temperatura del cojinete del compresor ( $^{\circ}\text{F}$ ).

### Cámara de combustión:

$P_{20}$ : Presión de entrada del combustible en el múltiple de distribución (psig).

$P_{21}$ : Presión de entrada del combustible a los 14 quemadores (psig).

$T_{20}$ : Temperatura de entrada del combustible a las cámaras de combustión ( $^{\circ}\text{F}$ ).

$\Delta P_{20}$ : Diferencia de presión causada sobre una placa orificio (para cuantificar el flujo) en la línea del combustible (plg agua).

J: Posición de la válvula reguladora de flujo de combustible a la cámara de combustión (%).

$T_{35}$ : Temperatura promedio de salida de las 14 cámaras de combustión ( $^{\circ}\text{F}$ ).

### Turbina:

$W_T$ : Velocidad tangencial de la turbina (RPM).

$T_{47}$ : Temperatura del cojinete de la turbina ( $^{\circ}\text{F}$ ).

$V_3$  y  $V_4$ : Vibración del cojinete (en dirección "x" y en dirección "y" en el cojinete de la turbina).

$T_{48}$ : Temperatura de entrada del aire que refrigera el rotor ( $^{\circ}\text{F}$ ).

T<sub>49</sub>: Temperatura de salida del aire que refrigera el rotor (°F).

T<sub>50</sub>: Temperatura promedio de los gases de salida de la unidad (escape), medidos al final del bajante que une la turbina con la chimenea, en 4 puntos opuestos del ducto (circular), a razón de cuatro termocuplas en cada punto, para un total de 16 termocuplas (°F).

T<sub>60</sub>: Temperatura en la parte superior del sello del aspa fija 1 (°F).

T<sub>61</sub>: Temperatura en la parte inferior del sello del aspa fija 1 (°F).

T<sub>62</sub>: Temperatura en la parte superior del sello del aspa fija 2 (°F).

T<sub>63</sub>: Temperatura en la parte inferior del sello del aspa fija 2 (°F).

T<sub>64</sub>: Temperatura en la parte superior del sello del aspa fija 3 (°F).

T<sub>65</sub>: Temperatura en la parte inferior del sello del aspa fija 3 (°F).

### **Generador:**

I<sub>r</sub>: Corriente reactiva (Amp).

De las 28 variables son seleccionadas tres para simular su comportamiento en el conjunto CCCT. Estas se reseñan a continuación:

a) Variación de presión del sistema de filtrado ubicado en la línea de alimentación de aire.

Esta variable permite establecer la frecuencia de mantenimiento de los filtros, como uno de los servicios de los que con más frecuencia motiva el apagado de la máquina. Se asume como condiciones que la calidad del aire no varía y la curva de trabajo de los prefiltros y filtros no cambia.

A lo largo del tiempo de operación de un filtro, ocurrirá la obstrucción paulatina con pequeñas partículas contaminantes que acompañan al aire, lo que provocará el incremento en la caída de presión causada por dicho filtro, hasta un valor para el cual la operación ya no puede continuar de forma normal; instante en el que disminuirá el flujo de aire y habrá que detener la unidad.

Para prevenir lo anterior, el fabricante suministra un programa de mantenimiento preventivo que establece el cambio de filtro cada cierto número de horas. Sin embargo, en la práctica esto va a depender de la ubicación geográfica y las condiciones meteorológicas, por lo que un indicador de mejor calidad para el cambio de los filtros sin pretender menospreciar los

señalamientos del fabricante es la caída de presión causada por el filtro en la línea que transporta aire [Streeter y Wylie, 1986; Streeter, 2001; Roca, 1987).

b) Temperatura de salida del compresor.

Esta es la variable de referencia que usa el sistema DCS para el control de la unidad.

Si se admite que el modelo de gas ideal, es aplicable al aire en las condiciones de operación del compresor y se asume un proceso de compresión adiabático ideal, es posible establecer una ecuación que proporcione la temperatura de salida del compresor en función de la temperatura y presión de entrada (Quijada y Coria, 1983; Barbosa y Sánchez, 2004).

$$T_{sc} = T_{ec} \left( P_{sc} / P_{ec} \right)^{283} \quad (2.1)$$

De esta ecuación se puede inferir que el cambio de las condiciones climáticas en la zona con el consiguiente cambio en la temperatura y presión de entrada del aire, dará origen a un cambio en la temperatura de salida del compresor, motivado por el cambio que originan estas dos variables en la densidad del aire alimentado, con lo que, para un caudal volumétrico fijo cambiará la masa de aire que ingresa al compresor y por consiguiente ocurrirá un cambio en el calor recibido la unidad de masa de aire durante el proceso de compresión.

Al ser mayor la temperatura de los gases que entran a la turbina, también será mayor la eficiencia de la unidad. Es decir que mayor será el trabajo producido por unidad de combustible quemado. La temperatura límite o máxima de la unidad vendrá dada por consideraciones de resistencia del metal de los alabes de la turbina y es mucho más baja que la temperatura de llama adiabática o teórica del combustible. En consecuencia es necesario suministrar aire adicional en cantidad suficiente para mantener la temperatura de los gases producto de la combustión en un valor seguro (Smith y Van Ness, 1987).

c) Vibración.

La vibración se refiere a los movimientos oscilatorios de los cuerpos y a las fuerzas asociadas a ellos. Todos los cuerpos que poseen masa y elasticidad son capaces de vibrar. La mayoría de las máquinas experimentan vibración hasta cierto grado y en su diseño generalmente su conducta oscilatoria es considerada (Thomson, 1981).

Las vibraciones son una condición de funcionamiento inestable que ocasiona el comportamiento errático de una máquina, tal como un compresor o una turbina (Greene, 1989).

La variable vibración, no es una variable relacionada directamente con el proceso de generación de potencia que ocurre en la turbina; es una variable relacionada con la salida de especificación temporal o perenne del espaciamiento entre diferentes partes mecánicas presentes en el conjunto CCCT, debido al desgaste natural por uso en condiciones normales, al desgaste acelerado por mala lubricación, rotura de sellos, sobrecalentamiento, rotura de filtros, etc. Lo anterior, en condiciones normales de uso permite establecer los intervalos de mantenimiento (según indica el fabricante), pero cuando son causadas por fallas inesperadas, pueden dar origen a paradas imprevistas. De ahí lo importante de dar seguimiento a esta variable.

Por ejemplo, de producirse un daño en los filtros, la presencia de partículas en el sistema de aire unida a la elevación de presión causada por el compresor y la expansión de los gases residuales de la combustión, convertirá estas partículas en pequeñas balas, que al impactar sobre las aspas fijas y móviles de la turbina, le arrancarán pedazos muy pequeños de metal, lo que con el paso del tiempo ira contribuyendo a un desbalance prematuro de estas. Este desbalance, a su vez, originará esfuerzos desiguales sobre el cojinete, con la consiguiente aceleración de su desgaste y el incremento de las vibraciones en este.

La vibración es la principal variable que saca de servicio la máquina de manera automática, para evitar la destrucción de alabes y aspas del compresor y la turbina.

### **2.3 Comportamiento en el tiempo de las variables a simular**

Para las tres variables de salida antes presentadas, se hace necesario revisar su comportamiento con respecto al tiempo, para interpretación mejor los resultados.

Para la primera variable de salida seleccionada; la variación de presión en el sistema de filtrado ubicado en la línea de alimentación de aire, la representación en el tiempo, se muestra en la figura 9.

Algunos indicadores estadísticos relacionados a la variable diferencia de presión en los filtros para el aire, se presentan en la tabla 4.

La representación en el tiempo, para la segunda variable de salida seleccionada, la temperatura en la salida del compresor, se presenta en la figura 10.

Algunos indicadores estadísticos relacionados a la variable temperatura de salida del compresor, se presentan en la tabla 5.

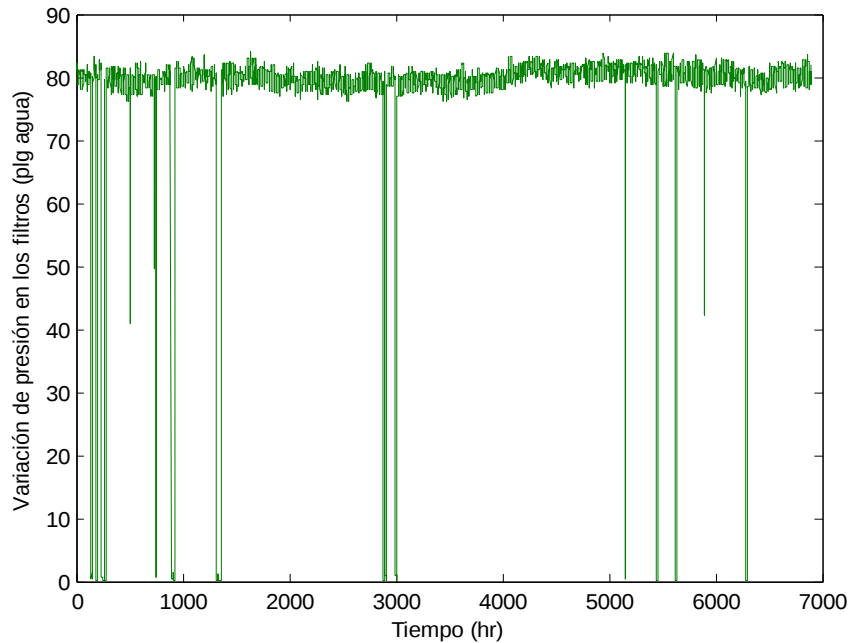


Figura 9. Representación de la variación en el tiempo, de la diferencia de presión de los filtros para el aire (plg agua).

Tabla 4. Parámetros estadísticos de la variable “diferencia de presión de los filtros para el aire”.

| No | Indicador | Diferencia de presión de los filtros para el aire (plg agua) |
|----|-----------|--------------------------------------------------------------|
| 1  | Máximo    | 83,96                                                        |
| 2  | Mínimo    | 0,07                                                         |
| 3  | Moda      | 80,34                                                        |

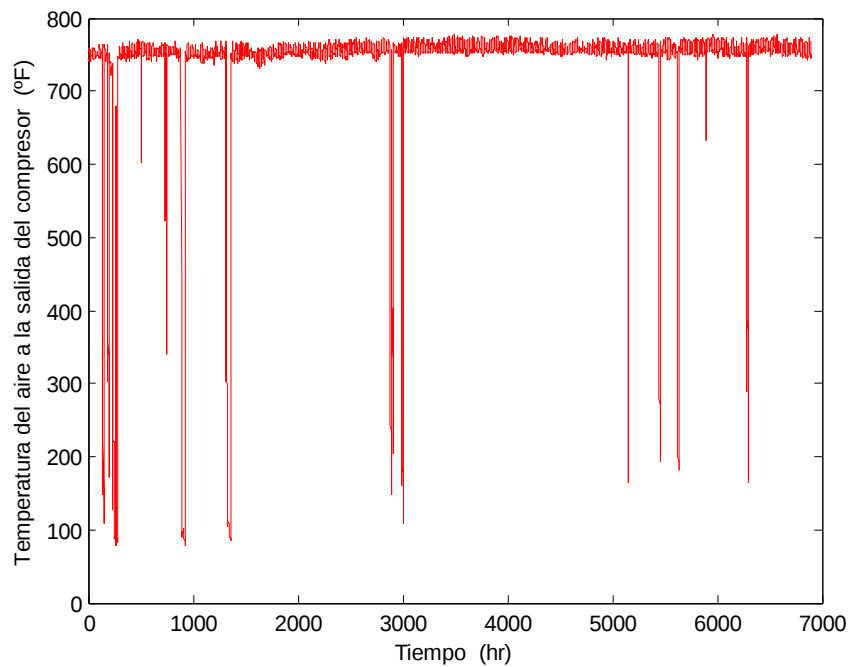


Figura 10. Representación de la variación en el tiempo de la temperatura en la salida del compresor (°F).

Tabla 5. Parámetros estadísticos de la variable “temperatura de salida del compresor”.

| No | Indicador | Temperatura de salida del compresor (°F). |
|----|-----------|-------------------------------------------|
| 1  | Máximo    | 778                                       |
| 2  | Mínimo    | 78                                        |
| 3  | Moda      | 754                                       |

La representación en el tiempo, para la tercera variable de salida seleccionada; la vibración, se muestra a continuación en la figura 11.

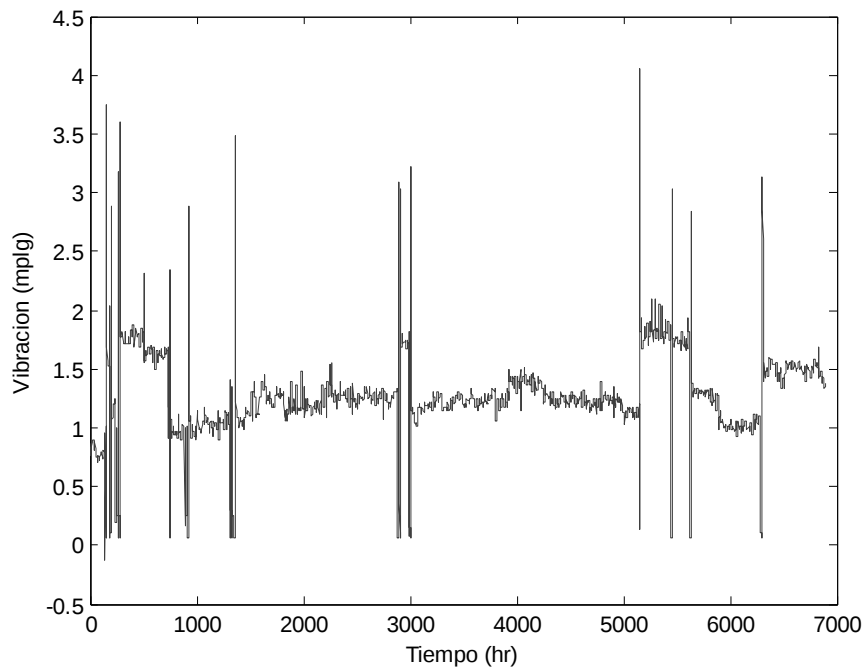


Figura 11. Representación con respecto al tiempo de la vibración del cojinete.

Algunos indicadores estadísticos relacionados con la variable “vibración del cojinete”, se presentan en la tabla 6.

Tabla 6. Parámetros estadísticos de la variable “vibración del cojinete”.

| No | Indicador | Vibración del cojinete (mplg) |
|----|-----------|-------------------------------|
| 1  | Máximo    | 4,06                          |
| 2  | Mínimo    | -0,13                         |
| 3  | Moda      | 1,29                          |

Para finalizar el capítulo se puede decir que tener unos datos históricos confiables, es un punto de apoyo invaluable, para que la simulación sea satisfactoria.

Se observó que los datos históricos de las variables simuladas son confiables y prácticamente constantes a lo largo de la operación con la salvedad de los cambios bruscos causados por las paradas.

## **CAPÍTULO 3**

### **SIMULACIÓN MEDIANTE REDES NEURONALES**

En este capítulo se presentan los conceptos fundamentales del método de redes neuronales y la metodología a seguir para la simulación del comportamiento de las variables de operación en el objeto de estudio.

De acuerdo a la metodología desarrollada sobre la plataforma de Matlab, se presentan los resultados en forma grafica, con el correspondiente análisis de dichos resultados.

#### **3.1 Generalidades sobre redes neuronales**

Como se mencionó anteriormente, para el cumplimiento de los objetivos, es necesario seleccionar una técnica de simulación adecuada.

Con la finalidad de simular la operación que tiene lugar en la unidad, existen tres vías principales (George, 1978), Ellas son:

- Simular teóricamente de cada uno de los equipos que conforman la unidad, vincularlos y obtener una global, que describa el comportamiento de la unidad, a partir de datos de entrada, que generaría los datos de salida, para su posterior comparación con los datos de salida reales. Esta forma de simulación pierde capacidad a medida que aumenta el número de equipos y que la teoría usada para cada equipo tenga simplificaciones que no permitan describir fielmente el comportamiento del equipo.
- Simular uno o varios equipos en programas especializados para tal fin en el área de procesos químicos como HYSIM y HYSYS y otros en mecánica o eléctrica, aunque en la realidad, acoplar todos los procesos (compresión, combustión y generación) aquí presentes, que pertenecen a las tres áreas, en un solo simulador, hoy todavía no es posible.
- Tratar la unidad como un conjunto, mediante una herramienta computacional de manera que, a partir del conocimiento de las principales variables de entrada y de

salida, sin detallar el funcionamiento de la unidad, sea posible aproximar lo que allí ocurre, mediante la elaboración de una “red neuronal artificial”, sobre la plataforma de Matlab. La utilización de esta vía en el presente trabajo se argumenta más adelante.

Una neurona artificial es un modelo matemático, donde la salida no es más que una transformación matemática (o función) de las entradas. A su vez, esto implica que la red neuronal artificial (RNA), es también un modelo matemático (Luzardo et al, 2008). Por tanto, una RNA es una herramienta diseñada para emular la forma en que el cerebro humano funciona (Villasana, 2009; Scientific Electronic Library Online, 2009).

La cantidad de datos que pueden generar los cada vez más sofisticados equipos de análisis, así como el tiempo que puede tomar la interpretación de los mismos, pueden a menudo abrumar a cualquier analista. Es por ello que se hace necesario el empleo de herramientas para análisis y procesamiento de datos, igualmente poderosos. Las redes neuronales artificiales multicapas entrenadas con el algoritmo de retro-propagación, se cuentan entre el grupo de las llamadas técnicas de computación inteligente, disponibles para tal fin (Hernández, 2003).

Una RNA es un algoritmo de cálculo que se basa en una analogía del sistema nervioso. La idea general consiste en emular la capacidad de aprendizaje del sistema nervioso, de manera que la RNA aprenda a identificar un patrón de asociación entre los valores de un conjunto de variables predictoras (entradas) y los estados que se consideran dependientes de dichos valores (salidas). Desde un punto de vista técnico, la RNA consiste en un grupo de unidades de proceso (nodos) que se asemejan a las neuronas al estar interconectadas por medio de un entramado de relaciones (pesos) análogas al concepto de conexiones sinápticas en el sistema nervioso. A partir de los nodos de entrada, la señal progresa a través de la red hasta proporcionar una respuesta en forma de nivel de activación de los nodos de salida. Los valores de salida proporcionan una predicción del resultado en función de las variables de entrada. Desde el punto de vista de implementación práctica, los nodos son elementos computacionales simples que emulan la respuesta de una neurona a un determinado estímulo. Estos elementos, como las neuronas en el sistema nervioso, funcionan como interruptores: cuando la suma de señales de entrada es suficientemente

alta (en el caso de una neurona, se dice que se acumula suficiente neurotransmisor), la neurona manda una señal a las neuronas con las que mantiene contacto (se genera un potencial de acción). Esta situación se refleja matemáticamente como una suma de pesos de todas las señales de llegada al nodo, que se compara con un umbral característico. Si el umbral se supera, entonces el nodo se dispara y envía una señal a otros nodos, que a su vez procesarán esa información juntamente con la que reciben de nodos adyacentes. Evidentemente, la respuesta de cada nodo dependerá del valor de las interacciones con los nodos precedentes dentro de la estructura de la red. Como en el caso del sistema nervioso, el poder computacional de una RNA deriva no de la complejidad de cada unidad de proceso sino de la densidad y complejidad de sus interconexiones (Trujillano, 2004; Giro et al, 2009; Villada et al, 2006; Mena y Montecinos, 2006).

Desde un punto de vista práctico, existen muchos tipos de RNA. Para clasificarlas podemos considerar dos criterios básicos:

- Según el modo de aprendizaje: En una red, el modo de aprendizaje puede ser supervisado; es decir, la red recibe los patrones de entrada y la respuesta observada que debe aprender; o no supervisado si la red reconoce automáticamente en los datos el patrón que debe aprender.
- Según la dirección del flujo de información. El flujo de información que manejan puede ser unidireccional, cuando la información sigue una dirección única desde los nodos de entrada a los de salida; o realimentado, donde el flujo de información no es único al incorporar circuitos de realimentación entre capas de la red.

En una primera aproximación, indicaremos que las redes unidireccionales con aprendizaje supervisado pueden utilizarse para resolver muchos problemas de interés técnico y científico (Trujillano et al, 2004; Baruch et al, 2005).

Dentro de las redes supervisadas unidireccionales, la estructura más utilizada es el llamado perceptrón multicapas (multilayered perceptrón (MLP)). La arquitectura típica de este tipo de red, está constituida por varias capas de nodos con interconexión completa entre ellos. El caso más sencillo en este tipo de red consiste en sólo 2 capas de neuronas, las de

entrada y las de salida. De esta manera, podemos obtener un modelo adecuado para problemas lineales del tipo de la regresión lineal múltiple.

Si queremos analizar problemas no-lineales, es necesario incorporar otras capas de neuronas intermedias u ocultas (hidden units). En este tipo de red, una neurona recibe distintas entradas y activa una función de red o regla de propagación, con unos pesos de entrada asociados. La computación de estos pesos se sigue de la aplicación de la función de activación que determina el nivel de activación de salida de la neurona. La entrada de las neuronas de la primera capa (entrada) son los valores de las variables predictoras y los niveles de activación de las neuronas de la última capa (salida), son los resultados de la red. Dentro de los parámetros que definen una red, la función de activación más empleada es la función sigmoidea y la función de red más utilizada es de tipo lineal (Trujillano et al, 2004; Baruch et al, 2005; Salini et al, 2006; Coutiño et al, 2002; Villada et al, 2006; Mena y Montecinos, 2006).

El entrenamiento de la red consiste en la presentación repetida de un conjunto suficientemente amplio de datos de entrenamiento (training set), formado por las entradas y los valores correspondientes de las variables a predecir, hasta conseguir que los pesos internos (interacciones entre nodos) conduzcan a resultados óptimos en la capa de salida, acercándose lo más posible a los resultados esperados.

En la práctica, el ajuste de los pesos durante el entrenamiento se consigue mediante un proceso iterativo cuya finalidad es minimizar una función de error que cuantifica la discrepancia entre las predicciones de la red y los valores observados en la muestra. La medida más utilizada para evaluar el error en la predicción (función de coste) es la raíz cuadrada del error cuadrático medio (rootmean-square-error (RMSE)) entre los valores de salida de la red y sus valores esperados según los datos disponibles. El proceso comienza con el cálculo del RMSE asociado a la red con los pesos aleatorios de inicio (red no entrenada).

Por ejemplo, en una red con sólo 3 capas (una sola oculta), una vez calculado este error, se modifican, de forma retrógrada, los pesos de entrada de los nodos de salida (tercera capa) y se calcula para cada neurona oculta (segunda capa) un error próximo. Una vez

conocido este error vuelven a actualizarse los pesos de entrada para cada neurona oculta. Este proceso se repite cíclicamente para cada iteración del proceso de entrenamiento. La presentación de los datos en cada ciclo puede hacerse con la totalidad de los mismos. Esta es la estrategia más habitual. También puede ser mediante el fraccionamiento del conjunto de entrenamiento en lotes. Esta última estrategia puede conseguir un mejor aprendizaje en algunas aplicaciones. Se observa que en este tipo de red, el flujo de información es unidireccional (de entrada a salida) pero el flujo de actualización del error es retrógrado (backpropagation) (Trujillano et al, 2004; Salini et al, 2004; Coutiño et al 2002; Giro et al, 2009; Castillo, 2006; Belandria et al, 2006).

### **3.2 Elaboración de la red neuronal**

Esta sección servirá como manual de referencia para la elaboración de redes neuronales. De ahí la necesidad de extenderse con detalles. A continuación se presentan los pasos de la secuencia ordenada de trabajo para la elaboración de la red neuronal:

1. Recolección de datos.
2. Separación de los datos para entrenamiento, validación y verificación.
3. Definición de la estructura de la red.
4. Selección del algoritmo de aprendizaje.
5. Asignación de parámetros y pesos iniciales.
6. Transformación de los datos a una estructura aceptada por el MATLAB.
7. Creación de la red neuronal, entrenamiento, validación y verificación de la misma.
8. Comprobación de los coeficientes de correlación.

Es importante mencionar que sin importar el paso en que se encuentre la elaboración del modelo, siempre se podrá volver a un paso anterior para rectificarlo.

#### **Paso 1. Recolección de datos:**

Las variables podrán ser tratadas como variables de entrada o de salida a la red neuronal, la cual permitirá efectuar la simulación de la operación que ocurre en el objeto de estudio.

Motivado por que la red neuronal debe ser capaz de simular la correspondiente variable a partir de valores reales adquiridos por el sistema DCS, los datos recopilados no serán

depurados de ninguna manera. Pues si hay algún valor no esperado en alguna variable, este se va presentar también si la red se encontrase en ejecución en tiempo real. Por lo que al proceder de esta manera, la red neuronal ya esta preparada o entrenada para procesar este valor.

Los datos recogidos por el DCS son presentados en una hoja de EXCEL como una matriz de dimensiones (13800x64), es decir 13800 filas que se corresponden a 13800 mediciones y 64 columnas que se corresponden a 64 variables, la porción superior izquierda de la matriz (20x6) se muestra a en la figura 12. Sin embargo ni la totalidad de los datos, ni de las variables a que se corresponden, son presentados por razones de confidencialidad con el patrocinante, por lo que no se trata como tabla sino como figura ilustrativa.

|                  |       |        |       |     |        |     |
|------------------|-------|--------|-------|-----|--------|-----|
| 01/01/2009 00:00 | 64,6  | 352,97 | 81,18 | 754 | 176,83 | 746 |
| 01/01/2009 00:30 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 754 | 177,06 | 744 |
| 01/01/2009 01:00 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 755 | 177,06 | 746 |
| 01/01/2009 01:30 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 755 | 177,29 | 745 |
| 01/01/2009 02:00 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 756 | 177,14 | 744 |
| 01/01/2009 02:30 | 60,44 | 352,97 | 80,89 | 756 | 177,29 | 745 |
| 01/01/2009 03:00 | 60,44 | 352,97 | 80,89 | 755 | 176,99 | 744 |
| 01/01/2009 03:30 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 758 | 177,6  | 743 |
| 01/01/2009 04:00 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 757 | 177,29 | 743 |
| 01/01/2009 04:30 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 757 | 177,44 | 743 |
| 01/01/2009 05:00 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 757 | 177,67 | 743 |
| 01/01/2009 05:30 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 758 | 177,83 | 742 |
| 01/01/2009 06:00 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 177,83 | 742 |
| 01/01/2009 06:30 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 178,13 | 741 |
| 01/01/2009 07:00 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 177,9  | 741 |
| 01/01/2009 07:30 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 177,83 | 741 |
| 01/01/2009 08:00 | 60,44 | 353,5  | 82,21 | 756 | 177,6  | 742 |
| 01/01/2009 08:30 | 60,44 | 353,5  | 81,18 | 756 | 177,6  | 744 |
| 01/01/2009 09:00 | 60,44 | 353,5  | 81,18 | 754 | 176,83 | 747 |
| 01/01/2009 09:30 | 60,44 | 353,5  | 81,18 | 753 | 176,61 | 748 |

Figura 12. Segmento de la matriz de datos original en EXCEL.

Motivado por que en la primera columna aparece la fecha y la hora en un formato no numérico, se redefinió esta columna solo con el tiempo en formato numérico y se eliminaron las variables que no pertenecen al objeto de estudio, quedando una matriz (13800x29), que se llamara “DATOS DE TRABAJO”. La porción superior izquierda (20x6) de esta nueva matriz se muestra en la figura 13.

|      |       |        |       |     |        |     |
|------|-------|--------|-------|-----|--------|-----|
| 0,00 | 64,6  | 352,97 | 81,18 | 754 | 176,83 | 746 |
| 0,50 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 754 | 177,06 | 744 |
| 1,00 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 755 | 177,06 | 746 |
| 1,50 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 755 | 177,29 | 745 |
| 2,00 | 62,01 | 352,97 | 80,89 | 756 | 177,14 | 744 |
| 2,50 | 60,44 | 352,97 | 80,89 | 756 | 177,29 | 745 |
| 3,00 | 60,44 | 352,97 | 80,89 | 755 | 176,99 | 744 |
| 3,50 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 758 | 177,6  | 743 |
| 4,00 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 757 | 177,29 | 743 |
| 4,50 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 757 | 177,44 | 743 |
| 5,00 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 757 | 177,67 | 743 |
| 5,50 | 60,44 | 352,44 | 80,89 | 758 | 177,83 | 742 |
| 6,00 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 177,83 | 742 |
| 6,50 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 178,13 | 741 |
| 7,00 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 177,9  | 741 |
| 7,50 | 60,44 | 352,44 | 82,21 | 758 | 177,83 | 741 |
| 8,00 | 60,44 | 353,5  | 82,21 | 756 | 177,6  | 742 |
| 8,50 | 60,44 | 353,5  | 81,18 | 756 | 177,6  | 744 |
| 9,00 | 60,44 | 353,5  | 81,18 | 754 | 176,83 | 747 |
| 9,50 | 60,44 | 353,5  | 81,18 | 753 | 176,61 | 748 |

Figura 13. Segmento de la matriz de datos modificada en EXCEL.

## **Paso 2. Separación de los datos para entrenamiento, validación y verificación.**

La totalidad de los datos, se divide de manera aleatoria en tres partes, 75 % para entrenamiento, 15 % para validación y 15 % para verificación. Se procede de manera secuencial, primero el entrenamiento, luego la validación y por ultimo la verificación.

### **Paso 3. Definición de la estructura de la red.**

Ya se estableció el objeto de estudio, también se tiene un grupo de variables de operación debidamente vinculado a este, ahora se debe seleccionar cuáles variables serán consideradas: de entrada y cuales de salida, a la red neuronal. Si una variable se coloca como “variable de entrada” no se tendrá capacidad para predecir su valor, pues no está, entre las “variables de salida”, así que se consideró la mejor opción: seleccionar una sola variable de salida y todas las demás como variables de entrada, de manera que se tenga la posibilidad de establecer la influencia de cada una de las variables de entrada sobre la variable de salida seleccionada.

De entre todas las variables de operación las variables seleccionadas como variables de salida según su importancia son:

- $\Delta P_o$ : diferencia de presión del filtro ubicado en la línea que transporta el aire (plg agua)
- $T_1$ : Temperatura de salida del aire en el compresor
- $V_1$ : Vibración del cojinete del compresor en dirección x.

Para la primera simulación, se asigna como variable de salida la “diferencia de presión del filtro ubicado en la línea que transporta el aire” y el resto de las variables operativas, es decir las 28 restantes, se asignan como variables de entrada.

Para la segunda simulación, se asigna como variable de salida “temperatura de salida del aire del compresor” y el resto de las variables operativas, es decir las 28 restantes, se asignan como variables de entrada. De igual manera se hace con la tercera variable seleccionada.

Ya explicada la parte concerniente a la recolección de los datos, se continúa con el diseño propiamente de la red:

El diseño de la red neuronal dará inicio con una arquitectura elemental, esta constará de una sección de entrada, una capa intermedia y una capa de salida.

- La sección de entrada donde se ubican los nodos de entrada correspondientes a cada variable. En este caso 28 nodos.

- La capa intermedia o escondida, con una asignación de 28 nodos, donde cada uno de estos 28 nodos recibe señal de cada uno de los 28 nodos de entrada. Esta capa tiene la función de activación, que define la salida de cada una de las neuronas de esta capa; una función sigmoideal
- La capa de salida con un solo nodo de salida, al que llegan cada una de las 28 señales provenientes de cada uno de los 28 nodos de la capa intermedia o escondida. La función de activación del nodo de salida es lineal.

La red neuronal así creada, está compuesta por neuronas simples que operan en paralelo y se encuentran interconectadas entre si hacia adelante (feedforward).

Los nodos de entrada son 28, cada uno de estos se conecta con cada uno de los 28 nodos de la capa intermedia y cada uno de estos se conecta con el nodo de la capa de salida. A continuación se muestra en la figura 14 la estructura de la red neuronal cuando la variable de salida a simular es la caída de presión debido al filtro en la línea de entrada de aire.

La estructura de la red neuronal cuando la variable de salida a simular es “temperatura de salida del aire en el compresor” y “vibración del cojinete del compresor en el eje x”, presentan una estructura similar a la mostrada en la figura 11.

#### **Paso 4. Selección de un algoritmo de aprendizaje.**

El entrenamiento, es decir el ajuste de la red neuronal para que una(s) entrada(s) particular(es), generen una salida específica, usualmente se realiza mediante la comparación la salida generada con la salida real o de referencia, en caso de no coincidir se hace el ajuste de parámetros y se recalcula la salida, se hace la comparación nuevamente, hasta que halla coincidencia, este tipo de entrenamiento se denomina supervisado. Cuando para realizar el ajuste de la red se usa un algoritmo de gradiente descendiente, en el cual los pesos de ajuste son cambiados según el valor negativo del gradiente de la función rendimiento y el ajuste de los parámetros de la red se hace en sentido contrario al flujo de información de la red neuronal, se denomina propagación de error hacia atrás (backpropagation).

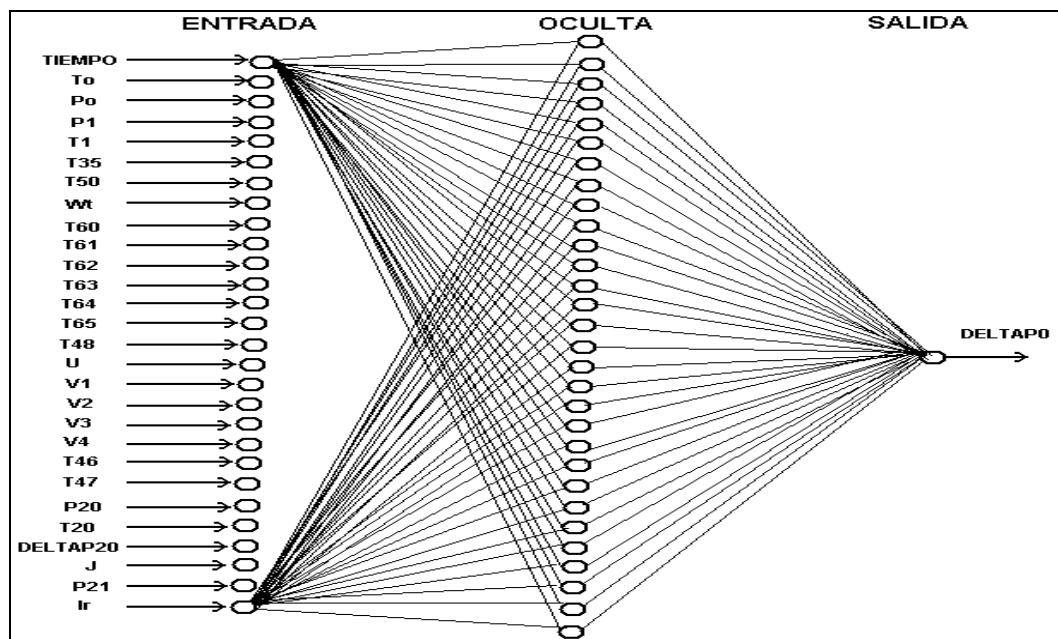


Figura 14: Estructura de la red neuronal cuando la variable de salida es la caída de presión en el filtro en la línea de aire

En este caso se trabajara con un algoritmo de entrenamiento que será supervisado según el algoritmo de retropropagación de error (backpropagation) de Levenberg-Marquardt, típico en redes de dos capas con funciones de transferencias no lineales diferenciables. Es necesario fijar un criterio de parada del algoritmo, lo cual se hace por comparación entre la diferencia de dos iteraciones sucesivas con un valor de error aceptable (error de referencia).

#### **Paso 5. Asignación de pesos iniciales.**

Los pesos iniciales se asignan como cero, luego de cada iteración estos serán ajustados en base al algoritmo de retropropagación de error (backpropagation) de Levenberg-Marquardt mencionado anteriormente.

#### **Paso 6: Transformación de los datos a una estructura aceptada por el MATLAB.**

Como programa de trabajo se usara MATLAB, desarrollado por la empresa MATHWORKS. Dicho programa, aunque no es específico para redes neuronales, permite el diseño y simulación de redes neuronales artificiales (RNA) (Rojas, 2007).

A continuación se abrió el programa MATLAB 7.1 y se importó la hoja con los datos de las variables desde el programa EXCEL, según se muestra:

ARCHIVO/IMPORTAR DATOS/ se busca el archivo y se le asigna extensión .xls,.../ACEPTAR

La hoja con los datos es guardada por MATLAB como una variable con forma de matriz, MATLAB le asigna un nuevo nombre distinto al original. En dicha hoja los datos, de cada variable se presentan en columnas; sin embargo los datos de cada variable deben ser ingresados en Matlab bajo la forma de filas, para resolver la situación se define una nueva matriz de datos en MATLAB que será transpuesta de la importada, esto se hace de la siguiente forma:

La hoja con la información de las variables, creada en EXCEL, a importar desde Matlab se llama "DATOS DE TRABAJO", al recibirla Matlab la designa como una variable y le asigna un nombre por defecto "HOJA1", a continuación se define la matriz transpuesta de "HOJA1" que se llamara "DATA":

```
>>DATA=HOJA1'
```

La nueva matriz de datos "DATA" es la matriz transpuesta de la generada en el paso 1, llamada "DATOS DE TRABAJO", debe ser usada para proporcionarle al sistema multicapa de nodos, los valores de las variables de entrada y los valores de la variable de salida, pues en ella se encuentran tanto los valores de las variables de entrada como los valores de la variable de salida, esto se hace mediante las siguientes instrucciones:

Para las variables de entrada:

```
>>MMIMPUTS= DATA (1:28,1:13800)
```

Para la variable de salida:

```
>>MMTARGETS= DATA (29,1:13800)
```

Así queda definida la matriz "MMIMPUTS" con las 28 variables de entrada y el vector "MMTARGETS" con los datos de la variable de salida seleccionada.

Paso 7. Creación de la red neuronal, entrenamiento, validación y verificación de la misma.

La aproximación del modelo matemático que relaciona las variables de entrada con la de salida mediante redes neuronales (estructura multicapa de nodos) pasa por tres fases:

- Entrenamiento
- Validación
- Verificación

La creación, entrenamiento, validación y verificación de la red neuronal en MATLAB se hace con el comando `CREATE_FIT_NET` mostrado abajo, el cual asigna de forma predeterminada los porcentajes de entrenamiento, validación y verificación según lo establecido en el paso 2 y asigna los pesos iniciales como cero.

```
>>CREATE_FIT_NET_MM=(MMIMPUTS,MMTARGETS)
```

Luego de completada esta etapa, son generados 4 gráficos, tres correspondientes a las fases de entrenamiento, validación, verificación y el último correspondiente a la totalidad de los datos. Es decir equivalente a los tres anteriores juntos, en cada uno de los cuales se presenta información relativa a la calidad de la aproximación del modelo matemático como herramienta para vincular la salida con las entradas. Estos gráficos presentan en el eje “x” la “salida real” (targets) y en el eje “y” la “salida calculada a través de la aproximación neuronal al modelo matemático”. En cada gráfico hay tres medios de información:

- Puntos sobre el gráfico que representan la conjunción obtenida para una entrada dada, con coordenadas: en el eje “x” la salida real y en el eje “y” la salida calculada por la red.
- Línea recta continua que representa el ajuste por regresión lineal (ajuste perfecto) de la salida real y la salida estimada por la red neuronal, representados en el gráfico por los puntos señalados en el párrafo anterior.
- Línea recta punteada, que representa el ajuste logrado por la aproximación neuronal (mejor ajuste) entre la salida real y la salida estimada por la red neuronal.

Hay dos indicadores relativos a la calidad del modelo, el primero es el error medio cuadrático (MSE)  $[0 \rightarrow \infty)$ , que representa la diferencia entre la salida real y la salida

calculada elevada al cuadrado. El valor de cierre de este parámetro puede asignarse por un comando o dejar que lo asigne por defecto el algoritmo. Valores cercanos a cero son indicativos de poca diferencia entre la salida real y la estimada por la red.

$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_K (A(K) - B(K))^2 \quad (III.1)$$

El segundo, es el análisis del coeficiente regresión que muestra la correlación entre la salida real y la salida calculada por la red neuronal, se designa con la letra R [0→1]. Valores cercanos a 1 son indicativos de una fuerte relación entre ambas, se determina mediante la ecuación mostrada a continuación, donde A y B son los vectores o matrices, cuya correlación se va a evaluar.

$$R = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - A_p) \cdot (B_{mn} - B_p)}{\left[ \sum_m \sum_n (A_{mn} - A_p)^2 \cdot \sum_m \sum_n (B_{mn} - B_p)^2 \right]} \quad (III.2)$$

### 3.3 Resultados de la simulación con redes neuronales

Al aplicar la metodología presentada en la sección 3.2 se obtienen los resultados correspondientes a cada una de las variables a simular.

#### 3.3.1 Diferencia de presión de los filtros para el aire

En el caso de la red neuronal que aproxima la diferencia de presión de los filtros para el aire, el MSE máximo es 0,306 para cualquiera de las fases de desarrollo de la red. Su progreso se muestra en la figura 15 y en ella se señala con un círculo el mejor instante en el proceso iterativo. Es decir, cuando el MSE de la etapa de validación es mínimo.

En la figura 15 se aprecia el avance de la evaluación del error medio cuadrático a medida que progresa el ajuste de la red neuronal en todas las fases. Como se puede observar, es descendente en todos los casos y se señala con un círculo el instante de mínimo error medio cuadrático de la fase de validación, que ocurre en la iteración 38.

En la red neuronal que aproxima la diferencia de presión en el filtro para la línea que transporta aire, el coeficiente de regresión para todas las fases es 0,999. En la figura 16 se

muestra la representación gráfica de los puntos usados en cada fase, su ajuste por regresión lineal (línea punteada) y el ajuste dado por la aproximación presentada por la red neuronal (línea continua).

Los cuatro gráficos mostrados en la figura 16 presentan dos grandes grupos de puntos, uno en la parte superior derecha que representa la operación y otro en la parte inferior izquierda que representa condiciones de parada de la unidad.

El primer gráfico mostrado en la Figura 16, muestra la relación entre la variación de presión causada por el filtro en la línea de aire, real y simulada, correspondiente a la fase de entrenamiento (training). La recta continua de pendiente uno (FIT), que representa el ajuste lineal de los puntos correspondientes a la salida real, está superpuesta con la recta punteada ( $Y=T$ ) que representa el mejor ajuste alcanzado por la simulación, lo que es ratificado por el coeficiente de regresión que correlaciona la salida real y la simulada, que es igual a 0,999, valor muy cercano al máximo posible. Se puede decir que la salida del modelo representa fielmente la salida real de caída de presión en el filtro de aire.

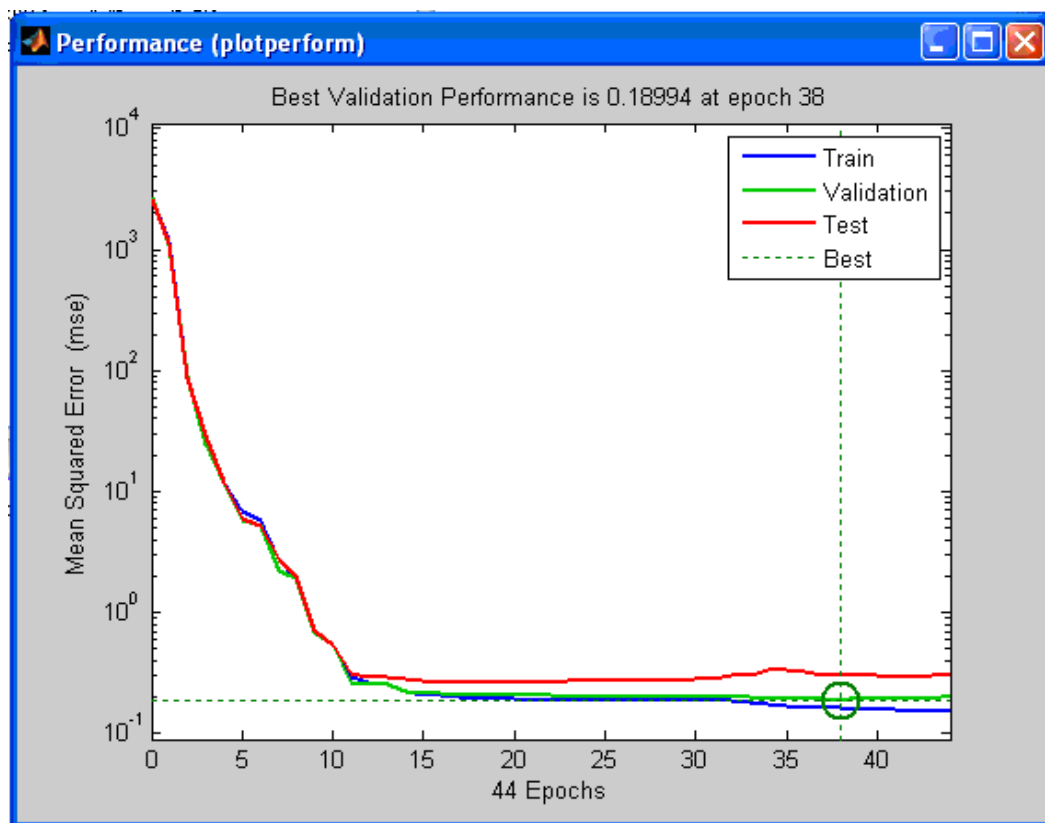


Figura 15. Progreso del MSE durante el ajuste de la red que aproxima la diferencia de presión de los filtros para el aire. En el eje "x" se presenta el número de la iteración y en el "y" el MSE.

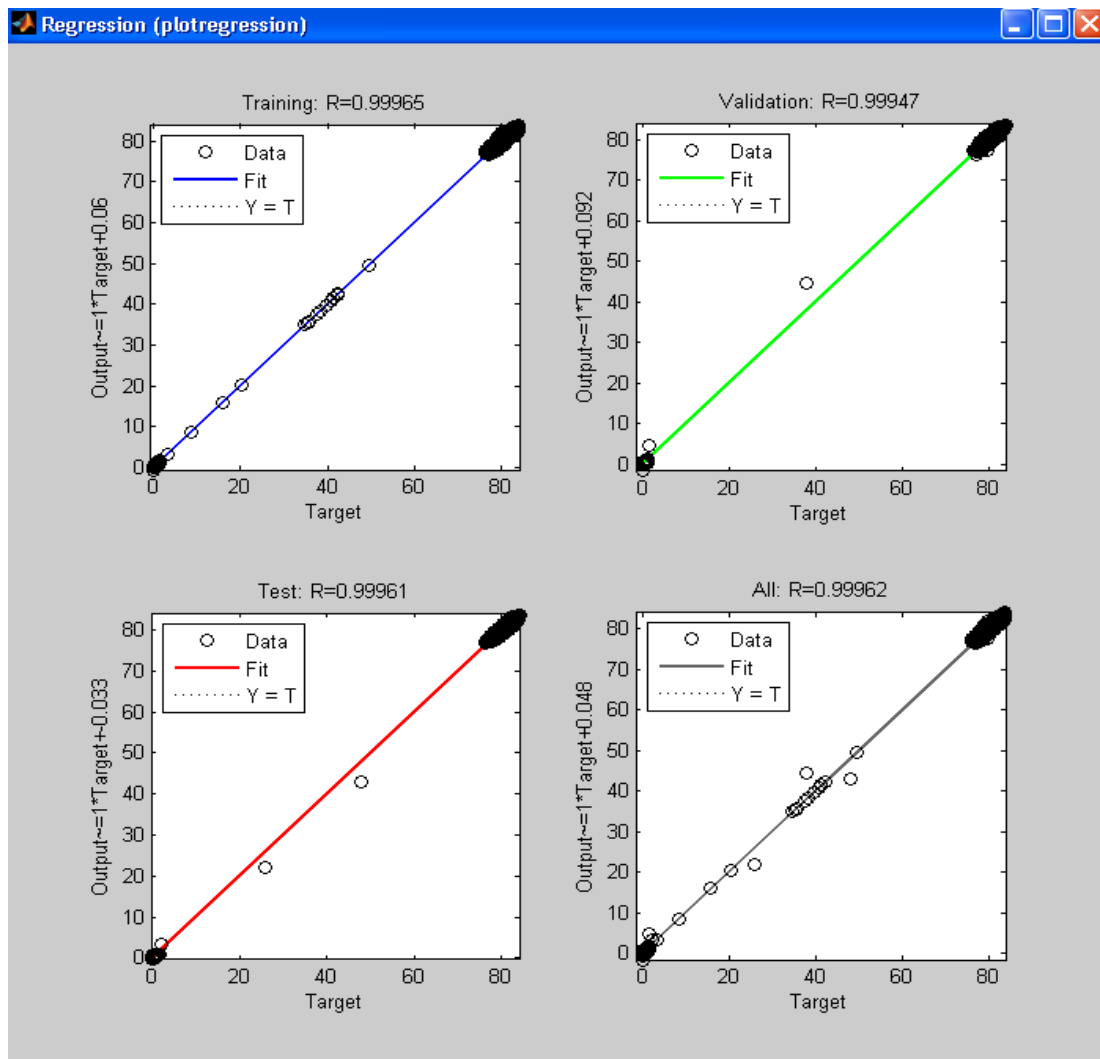


Figura 16. Coeficiente de regresión que indica la correlación entre las variables de entrada y la salida correspondiente a la diferencia de presión de el filtro para el aire (plg agua).

La fase de validación para la caída de presión del filtro en la línea de aire, presentada en el segundo gráfico de la Figura 16, muestra el ajuste lineal de la salida real como una línea continua (FIT), que se superpone con la línea punteada ( $Y=T$ ) que representa el ajuste entre la salida real y la salida simulada por la red neuronal, con un coeficiente de regresión para la correlación entre la salida real y la simulada de 0,999, lo que permite afirmar que para la fase de validación, la caída de presión real causada por el filtro en la línea de aire es bien representada por la salida simulada.

En el tercer gráfico mostrado en la Figura 16 corresponde a la fase de prueba. Al revisar el coeficiente de regresión que indica el grado de correlación entre la salida real y la salida simulada, encontramos un valor de 0,999, como indicativo de que hay prácticamente total coincidencia, lo que se ratifica sobre el gráfico, pues en este caso la línea recta continua de ajuste lineal (FIT), se encuentra superpuesta con la línea recta punteada ( $Y=T$ ) que representa el ajuste entre la salida real y la simulada. Esto permite decir que para la fase de prueba, la variable correspondiente a la caída de presión del filtro en la línea que transporta aire esta perfectamente representada por la caída de presión dada por la simulación.

El cuarto y último gráfico de la Figura 16 presenta la conjunción de los puntos correspondientes a la fase de entrenamiento, validación y prueba de la red neuronal que permite simular la caída de presión en el filtro en la línea de aire, donde encontramos un coeficiente de regresión que representa la correlación entre la salida real y la salida simulada de 0,999, sobre, por lo que la correlación entre la salida real y la simulada es casi total. Esta situación también se aprecia en el gráfico (figura 16), pues en el se muestra la línea recta continua (FIT), que representa el ajuste lineal de los puntos correspondientes a la salida real, que se superpone con la línea recta punteada ( $Y=T$ ), por lo que se puede decir que la simulación representa fielmente la salida real correspondiente a la caída de presión originada por el filtro en la línea que transporta aire a partir de las 28 variables seleccionadas.

A continuación en la tabla 7 se presenta el resumen de los parámetros de calidad de la red neuronal que aproxima la diferencia de presión de los filtros para el aire.

### **3.3.2 Temperatura de salida del compresor**

En el caso de la red neuronal que aproxima la temperatura de salida del compresor, el MSE máximo es 8,85 para cualquiera de las fases de desarrollo de la red, su progreso se muestra en la figura 17 y en ella se señala con un círculo el mejor instante en el proceso iterativo, es decir cuando el MSE de la etapa de validación es mínimo.

En la figura 17 se aprecia el comportamiento del error medio cuadrático a medida que progresa el ajuste de la red neuronal en todas las fases de construcción de la red, es

descendente en todos los casos y se señala con un círculo el instante de mínimo error medio cuadrático de la fase de validación, que ocurre en la iteración 18.

Tabla 7. Parámetros relativos a la calidad de la red neuronal que aproxima la diferencia de presión de los filtros para el aire.

| No | Fase          | Muestras | MSE   | R     |
|----|---------------|----------|-------|-------|
| 1  | Entrenamiento | 9660     | 0,164 | 0,999 |
| 2  | Validación    | 2070     | 0,189 | 0,999 |
| 3  | Verificación  | 2070     | 0,306 | 0,999 |
| 4  | Total         | 13800    |       | 0,999 |

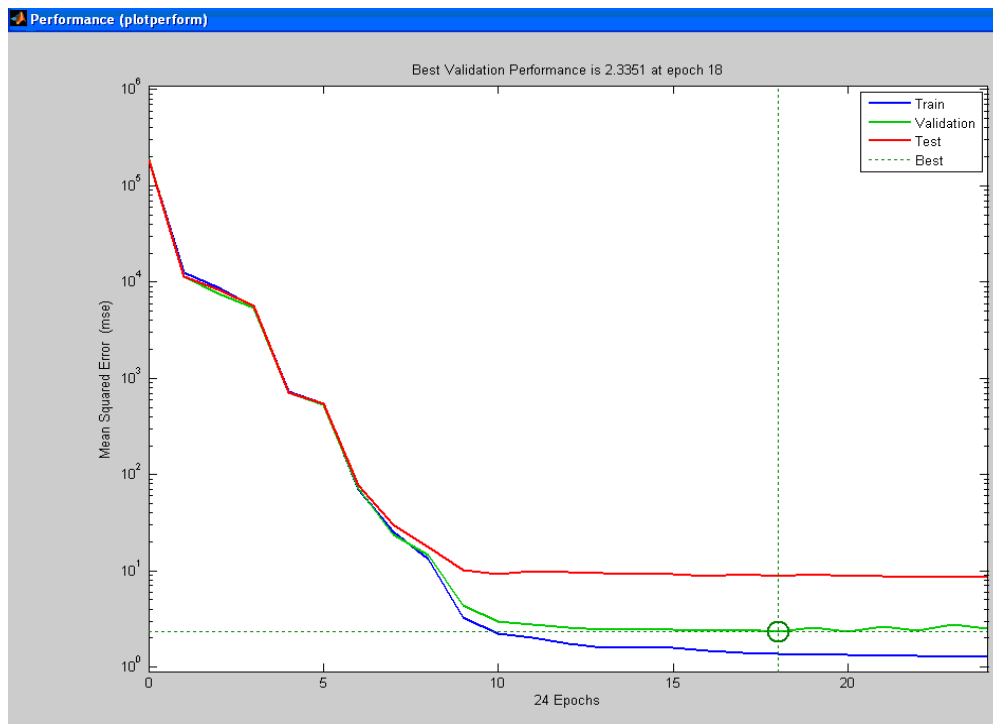


Figura 17. Progreso del MSE durante el ajuste de la red que aproxima la temperatura de salida del compresor. En el eje “x” se presenta el número de la iteración y en el “y” el MSE.

En la red neuronal que aproxima la temperatura de salida del compresor, el coeficiente de regresión para todas las fases es 0,999. En la figura 18 se muestra la representación gráfica de los puntos usados en cada fase, su ajuste por regresión lineal (línea punteada) y el ajuste por la aproximación dada por la red neuronal (línea continua).

En los cuatro gráficos mostrados en la figura 18 hay un grupo de puntos en el lado superior derecho del gráfico, los cuales corresponden a valores mayores a 371,1 °C (700 °F), que corresponden a la condición de operación a máxima potencia; los puntos restantes se ubican a lo largo de la línea imaginaria que une los puntos mencionados anteriormente con el origen, lo que representa la lenta pérdida de calor de la unidad cuando bajan las revoluciones, ya sea de manera controlada o abruptamente a causa de un apagón. Los puntos cerca del origen (100 °F o 37,7 °C) representan parada total. Cerca de éstos, en la parte baja del gráfico, los puntos representan la operación de enfriamiento de la unidad previo a la parada total o al arranque de la misma.

En la Figura 18, el primer gráfico corresponde a la fase de entrenamiento, de la variable correspondiente a la temperatura del aire a la salida del compresor. En ella se muestra la recta continua de pendiente uno (FIT), que representa el ajuste lineal de los puntos correspondientes a la salida real y la línea recta punteada ( $Y=T$ ) que representa el ajuste de la salida real con la salida simulada. El coeficiente de regresión para la correlación de ambas salidas es igual a 0,999, por lo que se puede afirmar que la temperatura real de salida del aire del compresor está bien representada por la simulación en esta fase.

La fase de validación (validation) para la temperatura de salida del aire del compresor, se presenta en el segundo gráfico de la Figura 18. El ajuste de la simulación representado por la línea punteada ( $Y=T$ ) se caracteriza por un coeficiente de regresión para la correlación entre la salida real y la simulada de 0,999, lo que permite afirmar que la temperatura de salida del aire del compresor, ha sido bien simulada en esa fase.

En el tercer gráfico de la Figura 18 también se muestra el ajuste entre la salida real y la salida dada por la simulación para la fase de prueba necesaria para la elaboración del modelo. Allí se muestra el coeficiente de regresión que correlaciona el ajuste entre ambas, cuyo valor es de 0,999 el cual se considera aceptable, pues es muy cercano al máximo posible de uno y se arriba a una conclusión similar a las anteriores.

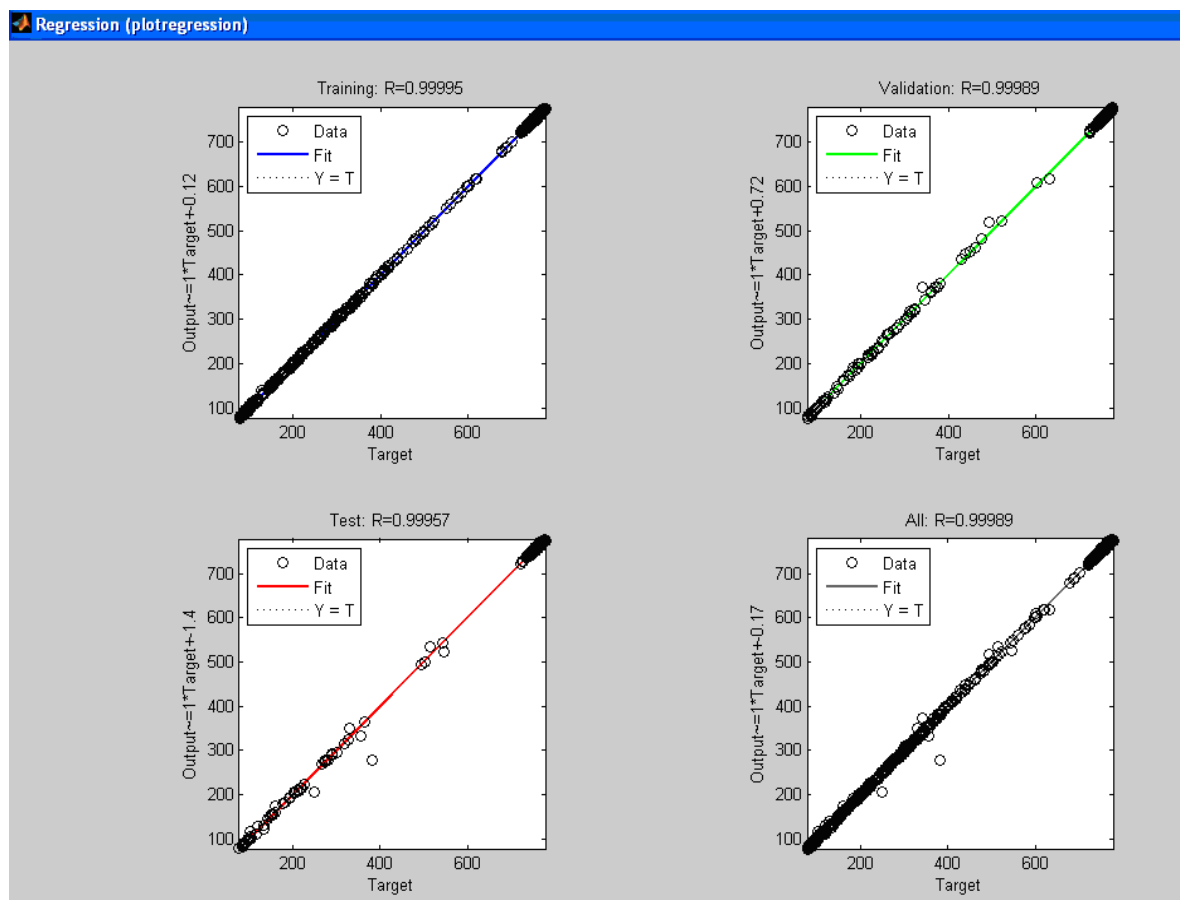


Figura 18. Coeficiente de regresión que indica la correlación entre las variables de entrada y la salida correspondiente a la temperatura de salida del compresor.

El cuarto y último gráfico de la Figura 18 representa la conjunción de todos los puntos correspondientes a las tres fases de construcción de la red para simular el comportamiento de la temperatura de salida del aire del compresor. Igualmente en el gráfico se presenta una línea continua (FIT) que representa el ajuste lineal de la salida real y una línea punteada ( $Y=T$ ) que representa el ajuste entre la salida real y la simulación con un coeficiente de regresión para la correlación entre ambos de 0,999, por lo que se considera que la salida simulada estima de manera adecuada la temperatura de salida a partir de las 28 variables de entrada seleccionadas.

En la tabla 8 se presenta el resumen de los parámetros de calidad de la red neuronal que aproxima la temperatura de salida del compresor.

### 3.3.3 Vibración del cojinete del compresor:

En la figura 19 se aprecia que el avance del error medio cuadrático a medida que progresa el ajuste de la red neuronal en todas las fases es descendente en todos los casos. Se señala con un círculo el instante de mínimo error medio cuadrático de la fase de validación, que ocurre en la iteración 8.

Tabla 8. Parámetros relativos a la calidad de la red neuronal que aproxima la temperatura de salida del compresor.

| No | Fase          | Muestras | MSE  | R     |
|----|---------------|----------|------|-------|
| 1  | Entrenamiento | 9660     | 1,37 | 0,999 |
| 2  | Validación    | 2070     | 2,33 | 0,999 |
| 3  | Verificación  | 2070     | 8,85 | 0,999 |
| 4  | Total         | 13800    |      | 0,999 |

En el caso de la red neuronal que aproxima la vibración del cojinete, el MSE máximo es 0,0064 para cualquiera de las fases de desarrollo de la red, en la figura 19 se señala con un círculo el instante en el cual a lo largo del proceso iterativo el MSE de la etapa de validación es mínimo.

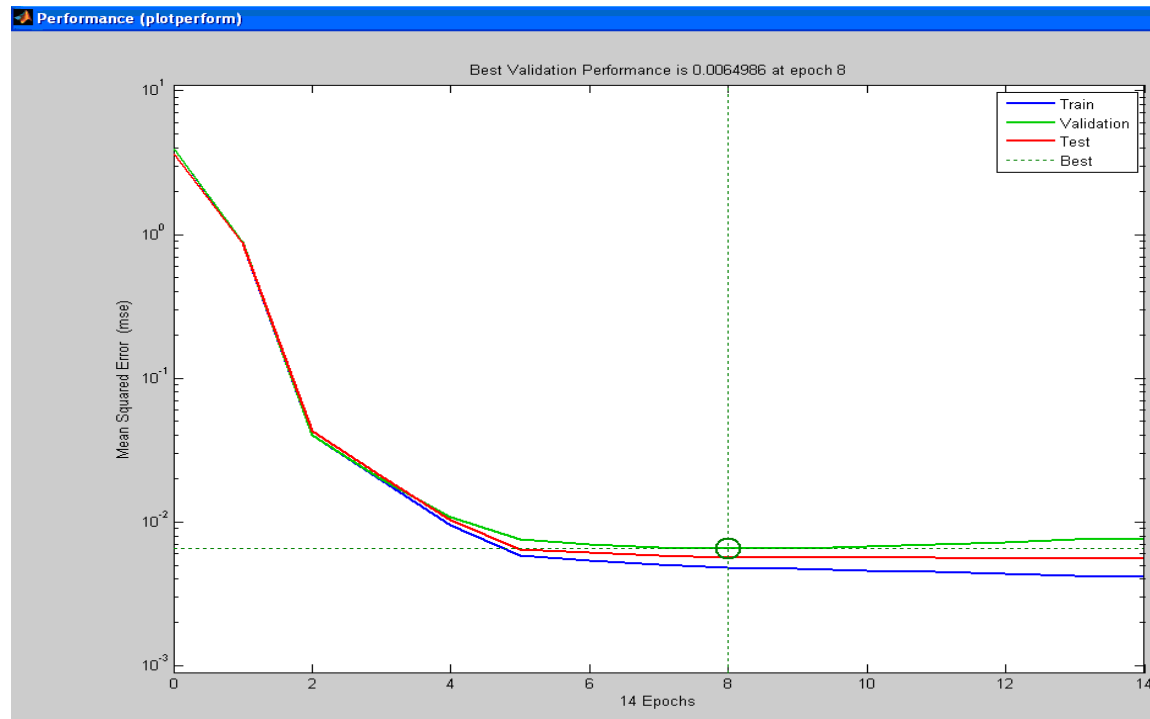


Figura 19. Progreso del MSE durante el ajuste de la red que aproxima la vibración del cojinete. En el eje “x” se presenta el número de la iteración y en el “y” el MSE.

En el primer gráfico de la Figura 20, se muestra el ajuste correspondiente a la fase de entrenamiento de la variable correspondiente a la vibración del cojinete, allí se observan dos líneas; una línea recta continua (FIT), que representa el ajuste lineal de la salida real y una línea recta punteada ( $Y=T$ ), que representa el ajuste de la salida real y la salida dada por la simulación, la cual tiene un coeficiente de regresión para la correlación entre ambas de 0,981, por lo que se puede afirmar que para la fase de entrenamiento la simulación representa fielmente la salida real correspondiente a las vibraciones del cojinete.

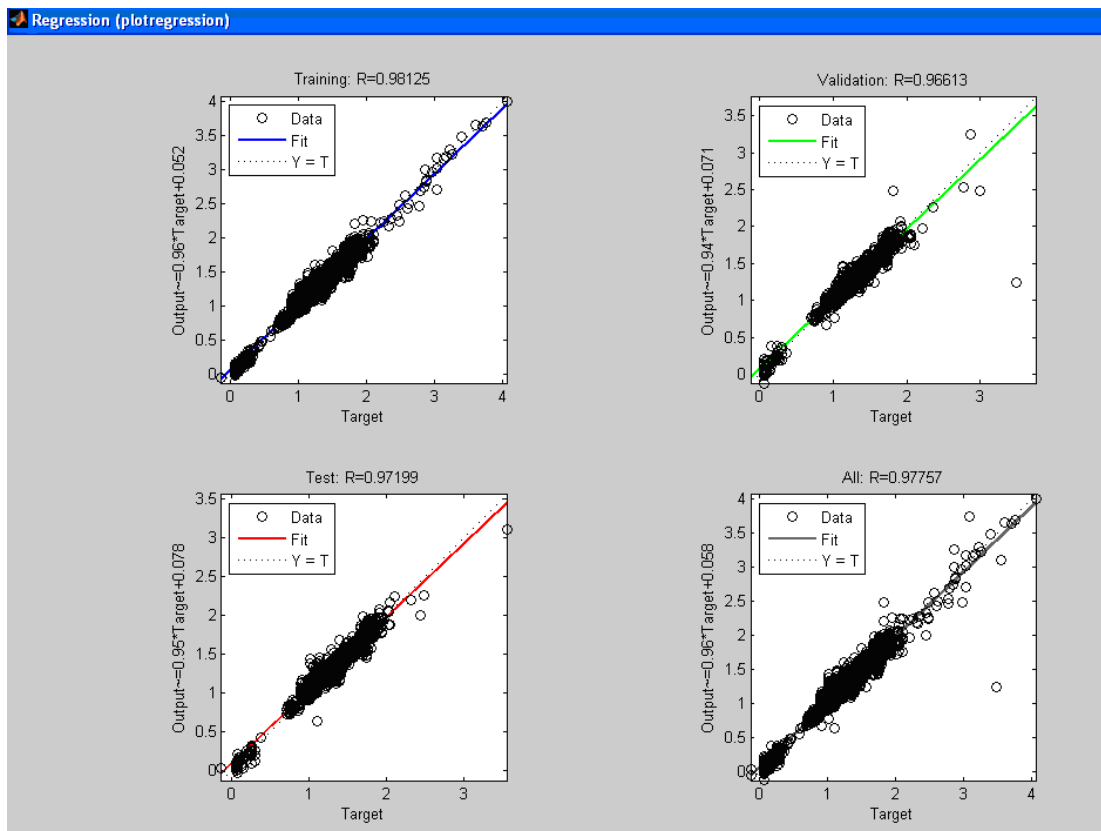


Figura 20. Coeficiente de regresión que indica la correlación entre las variables de entrada y la salida correspondiente a la vibración del cojinete.

La fase de validación en la construcción de la red para simular la variable correspondiente a las vibraciones, se presenta en el segundo gráfico de la figura 20. En dicho gráfico se muestra el ajuste lineal de la variable de salida como una línea continua (FIT) y el ajuste de los datos reales de la variable de salida con los datos arrojados por la simulación como una línea punteada ( $Y=T$ ), con un coeficiente de regresión para la correlación de 0,966, por lo que se considera que para la fase de validación, la variable relativa a las vibraciones está debidamente emulada por la red neuronal.

En el tercer gráfico de la Figura 20 también se presentan para la variable vibración del cojinete, los datos de la variable de salida real y de la salida obtenida por la simulación para la fase de prueba, en el mismo se presenta una línea recta continua (FIT) que señala el ajuste lineal de la salida real y una línea punteada ( $Y=T$ ) que señala el ajuste de la salida real y la salida simulada, la cual da un coeficiente de regresión para la correlación entre ambas de 0,971 el cual se considera adecuado, por lo que también para la fase de prueba, la salida simula satisfactoriamente las vibraciones del cojinete.

En el último gráfico de la Figura 20 se reúnen todos los puntos correspondientes a la salida real y la salida simulada para las fases de entrenamiento, validación y prueba, que se requieren para la construcción de la red neuronal. En él se aprecia la línea continua (FIT) de ajuste lineal de la salida real y la línea recta punteada ( $Y=T$ ) de ajuste de los datos reales con los datos de salida simulados, que tiene un coeficiente de regresión para la correlación de estas, de 0,977 por lo que la red desarrollada para simular esta variable a partir de las 28 variables de entrada se considera que presenta fielmente el valor de las vibraciones del cojinete.

En la tabla 9 se presenta el resumen de los parámetros de calidad de la red neuronal que aproxima la vibración del cojinete.

Para finalizar el capítulo, se puede puntualizar que por ser en los tres casos planteados los coeficientes de regresión para la correlación de la salida real y simulada, elevados, se puede afirmar que en el conjunto de variables de entrada hay una o varias variables que están estrechamente vinculadas con la variable de salida simulada.

Tabla 9. Parámetros relativos a la calidad de la red neuronal que aproxima la vibración del cojinete.

| No | Fase          | Muestras | MSE    | R     |
|----|---------------|----------|--------|-------|
| 1  | Entrenamiento | 9660     | 0,0047 | 0,981 |
| 2  | Validación    | 2070     | 0,0064 | 0,966 |
| 3  | Verificación  | 2070     | 0,0056 | 0,971 |
| 4  | Total         | 13800    |        | 0,977 |

Una de las grandes bondades del ajuste con redes neuronales, es que el ajuste por el método multicapa de nodos siempre cubre todo el espectro de valores posibles, tanto en el eje “x” como en el eje “y”. En el presente caso esto es importante, pues el modelo debe ser capaz de responder a condiciones tan distintas como lo es la operación a máxima capacidad, el enfriamiento de la unidad y el apagado de la misma.

En el caso, de un ajuste lineal tradicional, puede ocurrir que para cualquier valor en el eje “x” (salida real)), se obtenga un valor en el eje “y” (salida simulada) en un rango que no se corresponde con todo el espectro de posibles valores que puede alcanzar la variable representada en el eje “y” (salida simulada), lo cual se aprecia en todos los gráficos de la Figura 20.

El programa Matlab a pesar no ser diseñado especialmente para RN, presenta una elevada capacidad para el procesamiento de datos mediante la técnica de RN.

## **CONCLUSIONES**

La simulación a través de redes neuronales desarrollada mediante el uso del programa MATLAB, describe de manera satisfactoria en cada caso a la correspondiente variable de salida a partir de las 28 variables de entrada seleccionadas para el conjunto compresor, cámara de combustión y turbina, durante la operación de la unidad a una carga de 95 MW, debido a los elevados coeficientes de regresión para la correlación de la salida real y la simulada. Condición a la que la eficiencia resulta ser de 32,1 %.

## **RECOMENDACIONES**

- Continuar el estudio de nuevas combinaciones de variables de salida y entrada, que permitan consolidar métodos más idóneos de detección de fallas y perfeccionar los programas de mantenimiento, en la búsqueda de predecir este con la aplicación de redes neuronales.
- Orientar la simulación de las distintas variables de operación a través de redes neuronales, para contribuir a aumentar la confiabilidad de la operación y establecer rangos reales de operación de la unidad.
- Utilizar la metodología presentada para la “elaboración de una red neuronal”, en calidad de manual para la enseñanza de la construcción de redes neuronales.

## BIBLIOGRAFÍA

- Baruch, Leroham S y otros. 2005. Control neuronal con término integral para un proceso de fermentación. RIAI. Vol. 2. Núm. 1. Pág. 64-69. 01.
- Belandria, Edgar y otros. 2006. Localización de móviles en telefonía celular usando redes neuronales. INCI; V. 31; # 4; Caracas 04.
- Castillo, P A. 2006. Optimización de perceptrones multicapa mediante algoritmos evolutivos. Inteligencia Artificial. Vol. 10, # 30, Pág. 91-94..
- Coutiño, José y otros. 2002. Identificación de oscilaciones de potencia utilizando reconocimiento de patrones. Ingenierías. Vol. V, # 14; Pág. 42-50; 01.
- Hernández Caraballo, Edwin A. 2003. Las redes neuronales artificiales en la química analítica. Sociedad Venezolana de Química. Volumen 26 N° 4 Octubre-Diciembre.
- Salini, Giovanni y otros. 2006. Estudio de series temporales de contaminación ambiental mediante técnicas de redes neuronales artificiales. Revista Chilena de Ingeniería, Vol.14; # 3; 07.
- Trujillano, Javier; March, Jaume y Sorribas, Albert. 2004. Aproximación metodológica al uso de redes neuronales artificiales para la predicción de resultados en medicina. Med. Clín. (Barc.); 122 (Supl. 1): 59-67.
- Villada, Fernando; Valencia, Jaime A. y Orille, Ángel. 2006. Aplicación de las redes neuronales en la protección diferencial de generadores sincrónicos. Información Tecnológica. Vol. 17; # 5; Pág. 83-90..
- Bador, J y Ibarz, José. 1965. Química general moderna. Marín, S. A. 3ª rep. 7ª ed. esp. 2ª ed. ing. España..
- Cengel, Yunus y Boles Michael. 2003. Termodinámica. McGraw-Hill. 1º ed. esp. 4º ed. ingles. México.
- E. Brizuela – S. D. Romano. 2003. Combustión. Tomo I. Departamento de Ingeniería Mecánica y Naval. Facultad de Ingeniería. UBA.

- E. Brizuela – S. D. Romano. Combustión. 2003. Tomo II. Departamento de Ingeniería Mecánica y Naval. Facultad de Ingeniería. UBA.
- George S., Fishman. 1978. Conceptos y métodos en la simulación digital de eventos discretos. Limusa. México.
- Greene, Richard. 1989. Compresores. McGraw-Hill. México.
- Howell, Jhon y Buckius, Richard. 1990. Principios de termodinámica para ingenieros. McGraw-Hill. 1º tra. esp. 1º ed. ing. México.
- Huang, Francis. 1999. Ingeniería termodinámica. CECSA. 1º reimpresión. 2º ed. México.
- PDVSA. 2002. Energía, fuentes y procesos. Ediciones Divulgativas, Biblioteca Nacional. Caracas.
- PDVSA. 2000. Gas natural, composición y usos. Ediciones Divulgativas, Biblioteca Nacional. Caracas.
- Quijada, Luis y Coria, Francisco. 1983. Energía y máquinas térmicas. Limusa. México.
- Robert, Arnold. 1979(a). Fundamentos de electrotecnia. Trillas. Tomo 1. México.
- Robert, Arnold. 1979(b). Fundamentos de electrotecnia. Trillas. Tomo 2. México.
- Roca Vila, R. 1987. Introducción a la mecánica de fluidos. Limusa. 2º reimpresión. 1º ed. México.
- Sears. 1976. Electricidad y magnetismo. Aguilar. 4 º (r), 6º ed. (esp.).
- Seippel, R. G. 1977. Fundamentos de electricidad. Reverte. España.
- Smith y Van Ness. 1987. Termodinámica. Mc Graw Hill. 2º ed. Esp. 4º inglés. México.
- Streeter, Victor y Wylie, Benjamin. 1986. Mecánica de fluidos. McGraw-Hill. 2º ed. esp. 8º ed. inglés. México.
- Streeter, Victor y otros. 2001. Mecánica de fluidos. McGraw-Hill. 1º ed. esp. 9º ed. inglés. Colombia.
- Thompson, J. 1969. Introducción a la energética química. Alhambra, S.A. 1º ed. Esp. España.

- Thomson, William. 1981. Teoría de vibraciones. Prentice-Hall. 1º ed. esp. 2º ed. inglés. México.
- Rojas Purón, Luis Delfín. 2007. Curso de redes neuronales. Caracas. 12.
- Rosa, Marco y Batista, Eli. Turbinas a gas. Cap 6. S/F.
- Siemens. 2002. Performance. WD501D5A.
- Giró, Juan; Olariaga, Sandra y otros. 2009. Definición y evaluación de modelos neuronales para sistemas de control. Universidad Nacional de Córdoba.
- González, Jesús. 2005. Diseño de un sistema de respaldo de aire comprimido para el control neumático en unidades de generación eléctrica a gas. UCV, Caracas.
- Andrés Agudelo, Santamaría y otros. 2006. Efecto de la altitud en el análisis termoeconómico de un sistema de cogeneración. Colombia. 26 de Octubre.
- Barbosa Escuela, J. Antonio y Sánchez Parra, Marino. 2004. Simulación y control de compresores axiales. México. Congreso anual de la AMCA.
- Corporación Eléctrica Nacional. Filiales. 19-09-2009. [www.corpoelect.gov.ve/filiales/EDC](http://www.corpoelect.gov.ve/filiales/EDC)
- Corporación Eléctrica Nacional. Reseña histórica. 19-09. [www.corpoelect.gob.ve/quienessomos/reseñahistorica](http://www.corpoelect.gob.ve/quienessomos/reseñahistorica)
- Electriahorro. Generación de electricidad. 06-03-2010. [www.electriahorro.com](http://www.electriahorro.com)
- García-Mauricio, Rafael Alejo. Centrales termoeléctricas. 19-09-2009(b). [www.thales.cica.es/centralestermoelectricas](http://www.thales.cica.es/centralestermoelectricas)
- García-Mauricio, Rafael Alejo. Energía y fuentes de energía. 19-09-2009(a). [www.thales.cica.es/energiayfuentesdeenergia](http://www.thales.cica.es/energiayfuentesdeenergia)
- García Montoya, Pedro. La turbina a gas, más que una alternativa. Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL). Guayaquil, Ecuador. S/F.
- Luzardo B., Marianela; Chediak, Georges J. y Borges P., Rafael. Redes neuronales artificiales a partir de la función de supervivencia de kaplan-meier. Faces. Año 11 N° 17, Julio-Diciembre 2008. Mérida. Venezuela. (31-39). [www.saber.ula.ve/bitstream](http://www.saber.ula.ve/bitstream)

Mena Frau, Carlos; Montecinos Guajardo, Rodrigo. Comparación de redes neuronales y regresión lineal para estimar productividad de sitio en plantaciones forestales, utilizando geomática. Bosque (Valdivia) versión On-line. V.27; # 1; Valdivia; Chile. 2006.

Muriel Triana, William; Alberto González, Jesús y Romero Salazar, Juan Carlos. Modelamiento dinámico del proceso de gas – turbina de combustión en una planta de ciclo combinado. Noviembre 19 de 2008.

Scientific Electronic Library Online. Predicción mediante redes neuronales artificiales de la transferencia de masa en frutas osmóticamente deshidratadas. 17-10-2009.  
[www.scielo.org.ve](http://www.scielo.org.ve)

Textos Científicos. Centrales eléctricas. 10-2008. [www.textoscientificos.com](http://www.textoscientificos.com)

Villasana, Minaya. Introducción a las redes neuronales. 17-10-2009.  
[www.prof.usb.ve/mvillasa/redes/](http://www.prof.usb.ve/mvillasa/redes/).

Turbinas de gas. 10-2008. [www.ciclotermodinamicodelasturbinasagas](http://www.ciclotermodinamicodelasturbinasagas) .

Ciudad CCS. Uso eficiente de electricidad es ahorro. Año 1. # 77. Caracas. 23-10-2009.

Navas, Ángel. Presidente de la federación eléctrica nacional. Venezuela. Entrevista radial por 106.5 FM. 12:00 m. 02-11-2009.

## NOMENCLATURA

H: eficiencia.

$W_{ns}$ : trabajo neto que sale.

$Q_e$ : calor que entra.

T: temperatura.

$C_p$ : capacidad calórica.

P: presión.

r: relación de compresión.

A: matriz de salida real (targets).

B: matriz de salida simulada.

Q: numero de componentes de la matriz A y B

$A_p$ : valor medio de los componentes de la matriz A.

$B_p$ : valor medio de los componentes de la matriz B.

$A_{mn}$  : componente m,n de la matriz A.

$B_{mn}$  : componente m,n de la matriz B.

## **GLOSARIO.**

CCCT: Conjunto compresor, cámara de combustión y turbina.

DC: Corriente continua.

DCS: Sistema de control distribuido (Distribution control system).

GLP: Gas licuado de petróleo.

GNP: Gas natural de petróleo.

MSE: Error medio cuadrático.

SEN: Sistema eléctrico nacional.