



**Instituto Superior Minero Metalúrgico**  
**de Moa**

**“Dr. Antonio Núñez Jiménez”**

**TESIS EN OPCIÓN AL TÍTULO DE INGENIERO**  
**ELÉCTRICO**

**“HERRAMIENTA PARA LA PREDICCIÓN**  
**ENERGÉTICA APLICADAS EN EL HOTEL**  
**BLAU COSTA VERDE .”**

**Autor:** *José Carlos Aguilar Bermúdez*

**Tutores:**

*M.Sc. Reineris Montero Laurencio*

*Dr. Luís Delfín Rojas Purón*

**Julio - 2009 Moa - Cuba**

**Año del 50 Aniversario del Triunfo de la Revolución”**

# *DECLARACIÓN DE AUTORIDAD*

Yo, José Carlos Aguilar Bermúdez, autor del trabajo de diploma “Herramientas para predicción energética aplicadas en el Hotel Blau Costa Verdes” certifico su propiedad intelectual a favor del Instituto Superior Minero- Metalúrgico de Moa “Dr. Antonio Núñez Jiménez”, el cual podrá hacer uso del mismo para fines docentes, educativos e investigativos.

---

Firma del Autor

Los abajo firmantes, certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdos de la dirección del centro y el mismo cumple los requisitos que debe tener una investigación de esta envergadura, referida a la temática señalada.

---

Firma del tutor

---

Jefe de Departamento

---

Jefe de Carrera

## *PENSAMIENTO*

*Nunca consideres el estudio como una obligación, sino como una oportunidad para penetrar en el bello y maravilloso mundo del saber.*

*Albert Einstein.*

## DEDICATORIA

*Este trabajo que va a definir el curso de mi vida se lo dedico a la persona que ha dedicado su vida a instruirme, guiarme, y darme todo el amor que se le puede dar a un hijo, A mis padres, Rosa Josefa Bermúdez Torranzo y Guillermo Aguilar Montero, por el amor profesado en toda mi vida.*

*Además de mi hermano Guillermo Aguilar Bermúdez, mi familia y amigos, por su ayuda incondicional bajo cualquier circunstancia*

# AGRADECIMIENTOS

*A mi familia, por el amor y apoyo de siempre*

*A mi hermano Guillermo Aguilar Bermúdez porque sin él no sería posible el logro obtenido*

*Agradecer especialmente a mis tutores Reineris Montero y Luis Rojas Purón por toda su ayuda y cooperación durante la realización de este trabajo*

*A los trabajadores del Hotel "Blau Costa Verde" por su disposición ante el desarrollo de la presente investigación.*

*A todos los que de una forma u otra han formado parte de la realización de este trabajo y de mi vida profesional:*

*Muchas Gracias*

# *RESUMEN*

El desarrollo de este trabajo se valida sobre un caso experimental en el Hotel Blau Costa Verde de la Provincia de Holguín. La investigación centra sus bases a partir de las insuficientes herramientas que permitan una mejor identificación de los sistemas, modelarlos y alcanzar con ellas resultados que posibiliten reducir el consumo de energía bajo determinadas condiciones climatológicas, nivel de ocupación de una instalación y características.

Se tuvieron en cuenta los portadores energéticos más importantes dentro de la instalación turística; la energía eléctrica y el GLP (Gas licuado). Se identifica el consumo de GLP a través de dos métodos, identificación paramétrica y mediante redes neuronales artificiales.

A partir de bases de datos obtenidas y la experimentación, se diseña una red neuronal y se obtiene un modelo que posibilita determinar con gran exactitud el consumo de energía eléctrica a partir de las variables climatológicas.

Finalmente se identifica el sistema de impulsión de agua fría (SIAF) y el de agua caliente sanitaria (ACS); estos componen la climatización centralizada y es el área de mayor consumo de energía eléctrica. Para el SIAF, se obtuvo una red neuronal compuesta por tres variables de entrada e iguales de salida seleccionadas después de un estudio. En el sistema de agua caliente sanitaria se identificó, a partir del comportamiento de las temperaturas con un modelo matemático.

# *ABSTRACT*

The development of this work made use of an experimental case in Hotel Blau Costa Verde in province of Holguín. The investigation puts his bases on the insufficient tools that permit a better identification of systems, models them and attain with them results that make possible the reduction of the consumption of energy under determined climatological conditions, the occupancy level of the installation and its characteristics.

We had in account the most important energetic bearers within the tourist installation; the electric power and the GLP. The GLP's consumption is identified through two methods, parametric identification and by means of artificial neural networks.

From the database obtained and experimentation, a neural network was designed and a model that makes possible the determination of the consumption of electric power with great exactness from climatological variables.

Finally the system for the impulsion of cold water (SIAF) and the one for hot sanitary water (ACS) are identified; these compose the centralized air-conditioning and it is the area of principal consumption of electric power. For the SIAF, a neural network was obtained that has three input variables and an equal number of outputs selected after some study. The system of hot sanitary water was identified from the behaviour of temperatures with a mathematical model.

# Índice

## Contenido

INTRODUCCIÓN.....	1
<b>CAPÍTULO I: ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO.....</b>	<b>4</b>
1.1 Introducción.....	4
1.2 Trabajos de investigación relacionados con el empleo de técnica de inteligencia Artificial en sistema de climatización y Bombeo.....	4
1.3 Trabajo de investigación que relacionan la influencia de las variables climatológica en el consumo energético o estado de operación de sistema en hoteles.....	8
1.4 Identificación de sistema dinámico con modelación paramétrica.....	13
1.5 .Fundamentos para el empleo de Redes Neuronales Artificiales: .....	20
<b>CAPÍTULO II: VARIABLES CLIMATOLÓGICAS Y SU INFLUENCIA EN EL COMPORTAMIENTO ENERGÉTICO .....</b>	<b>28</b>
2.1 Introducción.....	28
2.2 Datos meteorológicos del polo turístico de Holguín. Estación Cabo Lucrecia. ....	28
2.2.1 Valores horarios anuales de temperatura ambiente (Tamb) y humedad relativa (HR).....	30
2.2.2 Valores medios mensuales históricos.....	37
2.3 Identificación paramétrica del consumo de GLP (Gas licuado) del hotel Blau Costa Verde mediante la interacción con las variables climatológicas y datos de explotación.....	42
2.4 Identificación mediante redes neuronales del consumo de GLP del hotel Blau Costa Verde mediante la interacción con las variables climatológicas y datos de explotación .....	49
2.4.1 Resultados del modelo de predicción del consumo de GLP mediante el uso de redes neuronales artificiales.....	50
2.5 Predicción mediante redes neuronales del consumo de energía eléctrica del hotel Blau Costa Verde mediante la interacción con las variables climatológicas...54	

2.5.1 Modelo de estimación del consumo de energía eléctrica del hotel caso de estudio mediante el uso de redes neuronales artificiales. ....	55
2.5.2 Característica y entrenamiento de la RNA. ....	56
2.5.3 Validación del modelo. ....	59
<b>CAPÍTULO III: COMPORTAMIENTO E IDENTIFICACIÓN DE LOS SISTEMA DE IMPULSIÓN DE AGUA FRIA Y AGUA CALIENTE DEL HOTEL.....</b>	<b>62</b>
3.1 Introducción. ....	62
3.2 Descripción del Sistema de Impulsión de Agua Fría (SIAF) donde se relacionan las pruebas experimentales.....	62
3.2.1 Selección y característica de las variables para la realización de un modelo de predicción de consumo de energía eléctrica en el SIAF. ....	66
3.2.2 Estructura base para la obtención de un modelo del SIAF. ....	76
3.2.3 Modelación paramétrica para el SIAF. ....	77
3.2.4 Modelación mediante redes neuronales artificiales para la identificación del SIAF del hotel Blau Costa Verde. ....	81
3.3 Descripción del Sistema de Agua Caliente Sanitaria .....	86
3.3.1 Identificación del modelo matemático del comportamiento de las temperaturas en un sistema de ACS. ....	90
<i>CONCLUSIONES GENERALES.....</i>	<i>94</i>
<i>RECOMENDACIONES.....</i>	<i>96</i>
<i>BIBLIOGRAFÍA.....</i>	<i>97</i>
<i>ANEXOS.....</i>	<i>0</i>



## **INTRODUCCIÓN.**

La crisis económica global tiene una incidencia significativa en los estándares de funcionamiento de la actividad turística. Se prevé que para finales de este año 2009 exista una disminución de 5% a nivel global como promedio en todos los países que desarrollan esta actividad económica. Cuba no está ajena a esta situación y al cierre de este año las pérdidas en el turismo se calculan en unos 300 millones de dólares. Los ingresos en el turismo han disminuido un 13,7% a pesar del aumento de visitantes y en lo cual ha tenido una influencia la disminución del precio de paquetes y las características de los visitantes en cuanto a su poder adquisitivo.

Dentro de las mil empresas más consumidoras del país se localizan un grupo de hoteles. En varias provincias la actividad energética del turismo tiene una incidencia significativa. El primer paso para lograr el ahorro de portadores energéticos es la planificación. En el caso específico de los hoteles tradicionalmente la planificación se realiza a partir de valores históricos sin tener en cuenta las perturbaciones que inciden en este comportamiento. Esta situación obliga a buscar herramientas que permitan una mejor predicción energética como base de un enfoque más representativo.

Dentro de la operatividad de una instalación turística se reconoce por varios autores y estudios energéticos realizados que la climatización es el equipamiento que más energía consume representando para las condiciones tropicales de Cuba aproximadamente el 60%.

La dinámica de los sistemas de climatización está matizada por un conjunto de elementos relacionados con la termohidráulica. Es difícil el estudio de estos fenómenos mediante la modelación física de los componentes debido a su complejidad. En estos objetos, como por ejemplo los circuitos de impulsión de agua fría de la climatización y del agua caliente sanitaria están presentes particularidades tales como: 2de la carga térmica, el comportamiento hidráulico de las redes de distribución, los procesos de transferencia de calor en redes y espacios físicos, las



características de los accionamientos electromecánicos, entre otras que impregnan la necesidad de un enfoque sistémico.

Una manera de conjugar las relaciones entre las características de operación de los sistemas termoenergéticos en los hoteles es la modelación de los mismos mediante técnicas de identificación experimental, las cuales no están del todo difundidas. Estas técnicas ofrecerían una visión más integradora de los procesos y las perturbaciones incidentes. Es por ello que se declara como **problema** de esta investigación el siguiente: Insuficiente aplicación de herramientas para la predicción energética de los hoteles que tengan en cuenta un enfoque multivariable y permitan una mejor identificación de los sistemas.

### **Objeto de estudio**

Hotel Blau Costa Verde

### **Campo de acción**

Eficiencia energética

En la presente investigación se ha partido de la **Hipótesis** de que a partir de empleo de herramientas de predicción energética se puede planificar mejor el consumo de los diferentes portadores energéticos en los hoteles y conocer la interrelación de las variables presentes en los principales objetos que deciden el comportamiento energético a partir de un enfoque sistémico.

Es por ello que el **Objetivo General** de la presente investigación ha sido aplicar herramientas que permitan la predicción energética del consumo de portadores y del comportamiento termoenergético de objetos de la climatización centralizada del hotel objeto de estudio



### **Objetivos específicos:**

- Analizar los datos meteorológicos de la zona donde se encuentra el objeto de estudio mostrando las regularidades de las variables que inciden en el comportamiento energético.
- Identificar los modelos que permitan predecir el consumo de los portadores energéticos, electricidad y GLP del hotel Blau Costa Verde.
- Identificar los modelos que relacionan las variables presente en la impulsión de agua fría de la climatización centralizada y el comportamiento de las temperaturas en el sistema de ACS.

### **Tareas**

- Revisión bibliográfica.
- Procesamiento y análisis de los datos meteorológico de la región donde se encuentra el objeto de estudio.
- Procesamiento de la información energética del hotel y de las variables inherentes a los objetos termohidráulico de la climatización centralizada.
- Identificación de los modelos referidos a los objetos termodinámico de la climatización centralizada



# **CAPÍTULO I: ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO**

---

## **1.1 Introducción**

En este capítulo se presenta un análisis bibliográfico a partir de trabajos presedente que integren elementos base para el desarrollo de esta investigación. Se hace referencia fundamentalmente a trabajos relacionados con el empleo de técnicas de inteligencia artificial para la identificación de sistema y trabajos que demuestran la influencia de las variables climatológicas en el consumo de energía .Además se dan aspectos relacionados con la teoría básica de la modelación paramétrica y se presenta un resumen histórico sobre redes neuronales artificiales (RNA), sus fundamentos y una breve descripción de algunos aspectos básicos.

## **1.2 Trabajos de investigación relacionados con el empleo de técnica de inteligencia Artificial en sistema de climatización y Bombeo**

El empleo de técnicas de inteligencia artificial es un método que sea desarrollado en el mundo por especialista para identificar procesos y sistemas. En el desarrollo de la investigación se han consultado diferentes trabajos y estudios que hablan del empleo de estas técnicas en sistemas de bombeo y climatización. Actualmente en varias partes del mundo se están realizando inversiones de consideración en la investigación de las Redes Neuronales y comienzan a aparecer, con muy buenos resultados, trabajos que combinan la tecnología de las RNA con la de los Sistemas Expertos y la Lógica Difusa, siendo el objetivo de éstos el tomar lo mejor de cada tecnología para obtener sistemas con más habilidades inteligentes. No obstante todo lo anteriormente dicho aún queda mucho para lograr construir realmente una arquitectura de microcomputadora que imite realmente el cerebro humano [9].



Para la identificación de sistema las técnicas de inteligencia artificial brindan buenos resultados. Una de las técnicas más usadas es la modelación por redes neuronales artificiales (RNA) sin descartar el empleo de otras como: la identificación paramétrica, control borroso, lógica difusa, algoritmo genético, etc. El empleo de las RNA adquiere un papel protagónico ante las demás debido a su rapidez y exactitud en los resultados una vez entrenadas satisfactoriamente y en el ámbito económico se puede decir que demuestran el porqué de su auge en el mundo ya que existen simulaciones de proceso que son engorrosas, y requieren de recursos materiales y humanos que no siempre están disponibles [14], [26], [29].

**Montero, Reineris** (2007): Expone los elementos más importantes que caracterizan los circuitos secundarios de impulsión de agua fría de la climatización centralizada por agua helada en hoteles cubanos. Propone un algoritmo para la evaluación de estos sistemas obteniéndose resultados teóricos mediante la simulación de diferentes regímenes del conjunto motor-bomba y emplea el Toolbox de Identificación del Matlab donde obtiene un modelo paramétrico ARX a partir de un enfoque multivariable.

**Montelíer, Sergio** (2008): Presenta una tesis doctoral donde desarrolla un procedimiento para establecer la temperatura más adecuada del agua helada en los sistemas de climatización centralizados del tipo todo-agua a flujo constante. Para esto empleó el uso de redes neuronales donde obtuvo un modelo que posibilita determinar con gran exactitud la carga térmica de enfriamiento en función de las características constructivas de la edificación, las variables climatológicas y el nivel de ocupación. Partiendo de la carga térmica de enfriamiento obtenida mediante este modelo y las temperaturas extremas diarias, diseña un sistema neuro difuso mediante el cual se determina el consumo de energía eléctrica del sistema de climatización en función de la temperatura de agua helada, conservando las condiciones de confort en las diferentes áreas y locales de la instalación. Finalmente crea un algoritmo genético se encarga de encontrar el valor de ajuste de la



temperatura del agua helada que posibilita reducir el consumo energético del sistema de climatización para las condiciones reales de explotación dadas.

Los beneficios de combinar redes neuronales y lógica difusa han sido explorados en forma considerable, pues estos métodos pueden en forma automática y simultánea identificar reglas y ajustar las funciones de pertenencia, además de usar la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales para realizar la tarea de forma satisfactoria. La selección de las variables y la formación de las reglas que describen el comportamiento del proceso, es la parte decisiva y más importante durante el diseño de un sistema de inferencia difusa [23].

**Armas, Juan C** (2008): A partir de técnica de inteligencia artificial plantea la optimización termoeconómica de un sistema de climatización por agua helada. Para esto crea un modelo híbrido que combina herramientas termoeconómica con técnicas de inteligencia artificial, como son las redes neuronales artificiales (RNA) y los algoritmos genéticos para minimizar el costo de la producción finales del sistema: de agua fría para climatización y agua caliente para fines sanitarios.

**La termino economía:** termino propuesto por Tribus y Evans en 19602, Nace como una nueva disciplina en la década de los 60 y tiene como objetivo estudiar la conexión entre termodinámica y económica, sentar las bases teóricas de una ciencia del ahorro de energía, y obtener así modelos que recojan la limitación que se supone no dispone de un cantidad ilimitada de recursos naturales [3]

**Uribazo, Ernesto** (2005): Aborda todo lo relacionado con la obtención de un modelo aproximado del sistema de climatización del Hotel Santiago de Cuba, mediante técnicas de identificación experimental. Para ello aprovechó básicamente, las facilidades que ofrecen el Programa MATLAB y sus "toolboxes". La realización del modelo estuvo dada por la Lógica Borrosa. Se inclina por modelos del tipo discreto, con período de muestreo constante  $T$  pues en el contexto de la identificación experimental, las mediciones registran las señales en forma discreta, Por otro lado selecciona como modelo dinámico básico uno lineal, con estructura específica



conocida como ARMAX y da como un logro importante la obtención del modelo aproximado del proceso de climatización en una edificación hotelera real, sobre la base de la identificación experimental la cual proporcionó algunas funciones de transferencia aproximadas, los conocimientos y habilidades que posibilitaron posteriormente el diseño de los controladores y los sistemas de control en su conjunto.

La técnica de Identificación Experimental es la disciplina encargada de la realización de modelos matemáticos de sistemas, y parte del análisis de datos experimentales, mediciones y observaciones del sistema para proponer un modelo multivariable [35].

Al analizar los sistemas no es difícil darse cuenta de que la obtención de un modelo a partir de las leyes de la Física sería tremendamente complicado. Aun sin hacerlo, es posible deducir que los procesos termodinámicos involucrados conducirían a sistemas de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales, consecuentemente no lineales y variables en el tiempo [35].

En un artículo **Uribazó, Ernesto** [36] encaminado en convertir un hotel (Santiago) energéticamente inteligente aborda el diseño de un novedoso sistema de control de la climatización del hotel, con el objetivo básico de racionalizar el consumo energético, preservando la temperatura de las habitaciones dentro del rango normado y tomando en cuenta las principales perturbaciones incidentes sobre el sistema. Para esto eligió como enfoque básico de diseño el control inteligente y, particularmente, el control borroso. El esquema que propone consiste en un sistema de control jerárquico, con dos niveles y en ambos se utilizan controladores borrosos. La investigación sobre el desempeño del sistema propuesto estuvo precedida por la obtención de un modelo matemático aproximado (burdo) del proceso controlado, mediante técnicas de identificación experimental. Tanto para la identificación como para la simulación Uribazó aprovecha de nuevo las facilidades que ofrece el Programa MATLAB y sus "toolboxes



Una estrategia de control más "inteligente" debería tener en cuenta que la demanda de climatización depende, además, del grado de ocupación de hotel y de la temperatura exterior, entre otros factores [36].

**Fernández, Luís A** (2008): Presenta la aplicación de Redes Neuronales artificiales en la corrección de la curva característica de las bombas centrifugas para diferente viscosidad. Desarrolla una Red Neuronal backpropagation, describe algunos tipos de funciones, estructuras y algunos métodos de implementación usado para la creación de la Red mediante el programa MATLAB

Existen diversos trabajos que combinan la tecnología de las RNA con la de los Sistemas Expertos y la Lógica Difusa, siendo el objetivo de éstos el tomar lo mejor de cada tecnología para obtener sistemas con más habilidades inteligentes [9].

### **1.3 Trabajo de investigación que relacionan la influencia de las variables climatológica en el consumo energético o estado de operación de sistema en hoteles.**

Desde un inicio la meta que nos trazamos es de obtener modelo que demuestran y relacionen las variables climatológicas con el consumo energético de los hoteles a partir de técnicas de inteligencia artificial. En el desarrollo de esta investigación se consultaron diversas bibliografías que hablan de esta relación dando sus criterios y conclusiones. Se tuvo en cuenta en el estudio bibliográfico las diversas formas de ahorro natural de energía, estas son reflejadas en este epígrafe.

El gasto de energía en las instalaciones hoteleras, especialmente la eléctrica, está influenciado sin lugar a dudas, por las condiciones climatológicas lo que es referido por Cabrera (2003) y Cardero (2004), ya que de éstas depende el tiempo de funcionamiento de los ciclos de refrigeración instalados para la climatización y



conservación de los alimentos y el del calentamiento de agua sanitaria, los que tienen un peso importante en la estructura de consumo de cualquier instalación turística

Cuando se habla del clima como característica extrínseca del local se hace referencia al estudio desarrollado por Pindado (1998), quien plantea que las características que influyen sobre el intercambio térmico entre una edificación y su contexto pueden ser **extrínsecas e intrínsecas**. Conforme a esta clasificación, las características **medio ambientales**, entre ellas el clima, son entendidas como una serie de parámetros externos a la edificación que influyen directamente en el intercambio energético entre la edificación y su contexto.

Dentro de las instalaciones turísticas el área de mayor consumo de energía eléctrica es la de climatización seguida por la de alumbrado. La climatización en hoteles se representa de varias maneras, dos de estas son la centralizada y la localizada. En el caso de la centralizada considerar los factores climatológicos durante la explotación reduce el consumo de potencia en los Chiller en más de un 15%. [20] El ciclo de trabajo de los chillers pasa de un 66% cuando trabaja a 8°C a un 85% cuando lo hace a 10°C en la temperatura de agua helada. Esto lo realiza consumiendo una menor energía, [20]

**Monteagudo, José:** Presenta un trabajo donde demuestra la mayor influencia de la temperatura ambiental en el consumo eléctrico y se da la definición de “Habitación Día Ocupada Equivalente” y plantea que la severidad de un clima puede ser caracterizado a partir de los conceptos de los “días – grado” y las “Horas- Grado. Monteagudo relaciona los kWh mensuales vs. Horas- Grado mensuales correspondientes al año 2002 y la alta correlación entre ambas variables demuestra la incidencia del clima (temperatura ambiental) en el consumo de energía del hotel. La ecuación obtenida fue  $y = 6.0177x + 52453$  con un Coeficiente de Correlación  $R^2 = 0.75$  que resulta aceptable. Por último expresa que elevar la temperatura de agua helada reduce el consumo diario total de electricidad de aproximadamente 1800 kWh a 1500 kWh.



Un grupo de investigadores de Eficiencia Energética del Centro de Estudio de Combustión y Energía de la Universidad de Matanzas “Camilo Cienfuegos”, tomaron como ejemplo el hotel “Villa Lamar” donde ejecutaron un trabajo referido a la influencia de la temperatura, la humedad relativa, el número de días lluviosos, la velocidad del viento y el número de habitaciones ocupadas por día, sobre el consumo de energía eléctrica de dicha instalación

Año 1999

Al aplicar el análisis de regresión del tipo de correlación múltiple lineal, se obtuvo que la correlación entre las variables independientes, o sea, los factores climatológicos y el número de habitaciones días ocupadas con el consumo de energía eléctrica  $C_e$ , esta dada por la siguiente ecuación:

$C_e = -575991.0 + 18683.3 \cdot T + 541.827 \cdot V_{\text{viento}} + 2021.59 \cdot H_{\text{rel}} + 17.9506 \cdot HD_0 + 243 \cdot D_{\text{ll}}$   
(1.1) y el valor del coeficiente de correlación múltiple obtenido es 97.08527%. En tal caso la temperatura resulta la variable que más incidencia ejerce sobre los consumos

El reporte gráfico del programa Statgraphics indica que el efecto de la temperatura sobre el consumo de energía eléctrica es lineal [11]

Los factores climatológicos tales como: temperatura exterior, humedad relativa, radiación solar, localización geográfica, velocidad del viento, entre otros, tienen una influencia marcada en la operación y el consumo de los sistemas de climatización [22]

En el 4to taller de Cienfuegos (Montelíer, Sergio) se presentó un artículo de la influencia de las principales variables climatológicas en la operación de los sistemas de climatización por agua helada. Hace un análisis de la influencia de estos factores sobre el consumo de energía en sistemas de Climatización Centralizados por Agua Helada (SCCAH), obteniendo índices que correlacionan algunos de estos factores.

El consumo de energía en las instalaciones de climatización se puede reducir notablemente a partir de estrategias de control operacional que combinen los



factores climatológicos con otros factores como son la ocupación del hotel y el ajuste del set point del agua helada sin afectar las condiciones de confort. La temperatura exterior determina la presión de condensación de los sistemas enfriados por aire [22].

El ahorro de energía en los hoteles es un punto de partida en la actualidad por científicos que tratan de identificar todos los fenómenos que intervienen en su consumo de una forma directa para dar soluciones. Una forma natural de ahorrar electricidad es prevenir que la energía proveniente del asoleamiento penetre a los espacios acondicionados [28].

**Díaz, José A:** Da a conocer unas series de procedimiento que suelen aplicarse de forma individual, o agrupados convenientemente con el objetivo de alcanzar una reducción del calor que penetra hacia el interior de las edificaciones Algunos de los estos son lo siguientes:

1. Empleo de materiales en el revestimiento exterior de baja absorción térmica, como son por ejemplo para las fachadas; las pinturas y los recubrimientos de piedra, o mármol de color claro, y el empleo de materiales reflectantes como el papel de aluminio para las cubiertas.
2. Protección de las superficies exteriores de la radiación solar directa mediante el empleo de la vegetación, las sombras proporcionadas por las edificaciones circundantes, o las irregularidades topográficas del terreno. También puede lograrse este efecto de forma artificial mediante el empleo de quiebrasoles, aleros, portales, otros.
3. Incremento del espesor de los materiales de construcción que conforman las cubiertas y fachadas.
4. Incorporación en las cubiertas y fachadas de capas de materiales aislantes de elevada resistencia térmica. .

En las edificaciones turísticas el análisis de cubiertas reflectivas es una alternativa de ahorro de energía por climatización [28]. La utilización de cubiertas reflectivas



elastoméricas que cumplirían dos fines a la vez, serían materiales reflectivos así como impermeabilizantes. Por otra parte, en climas más húmedos o con temperaturas ambientales no tan elevadas, como es el caso de Cuba, el uso de materiales aislantes es más costoso y difícil en su mantenimiento que el empleo de cubiertas reflectivas por lo que esta opción podría llegar a ser atractiva en instalaciones hoteleras donde la superficie de la envolvente significa una carga térmica importante [28].

Desde el punto de vista térmico, el concreto, block de concreto, ladrillo, acero, y madera no son precisamente los materiales más apropiados al clima desde el punto de vista térmico ya que son excelentes conductores y almacenes de energía por sí mismos. Mientras menor sea la capacidad de la envolvente para absorber energía, menor será la cantidad de calor que habrá que retirar por un sistema de climatización, disminuyendo asimismo la capacidad de enfriamiento requerida en un instante dado y a la vez el consumo de energía eléctrica [28].

Las pinturas reflectivas son emplea para ahorrar energía en edificaciones de clima cálido nuestro país no esta ajeno al uso de estas ya que es un país tropical donde las temperatura son elevadas Un país con clima similar al cubano es México, donde las altas temperaturas que se presentan en verano en Mexicali, Baja California, son una de las razones que llevaron a un estudio de evaluación de la competitividad de recubrimientos elastoméricos reflectivos con el objetivo de ahorro de energía. Para ello se aplicó la metodología desarrollada en el Instituto de Ingeniería de la UABC que permite relacionar la climatología de un lugar con el consumo y la demanda eléctricas en un edificio [2].

Al pintar las instituciones hoteleras en busca de un ahorro energético se tiene que tener en cuenta que los colores claros reflejan una mayor cantidad de radiación incidente, los colores oscuros presentan una mayor absorción [2].

La estaciones del año tienen influencia en el consumo de energía en un hotel, en ocasiones se puede consumir en una misma habitación hasta 10 veces más energía



en verano comparándolo con el consumo de invierno [25]. Esta afirmación se vio demostrada con un estudio realizado a la distribución de agua caliente sanitaria (ACS) en un hotel de varadero. En el mismo durante los días de bajas temperaturas de la temporada invernal el sistema de ACS le es muy difícil y en algunas ocasiones imposible alcanzar temperaturas del agua por encima de 40 grados Celsius ( $^{\circ}\text{C}$ ) en el horario pico de consumo de agua caliente (de 5:00 p.m. a 9:00 p.m.), Esto se debe a que durante los días de invierno el calor que puede aportar el sistema de recuperación de calor es mínimo; los calentadores tienen que trabajar más para recuperar calor y satisfacer las necesidades de los clientes, esto trae consigo un mayor consumo de energía, ya sea eléctrica o de GLP.[7].

#### **1.4 Identificación de sistema dinámico con modelación paramétrica**

Se entiende por identificación de sistemas a la **obtención experimental de la estructura y los parámetros de un modelo** que reproduce con suficiente exactitud las características dinámicas del proceso objeto de estudio.

La teoría de Identificación de Sistemas Dinámicos es la disciplina encargada de la realización de modelos matemáticos de sistemas, partiendo del análisis de datos experimentales, mediciones y observaciones del sistema. Su base teórica se sustenta en parte por la teoría de sistemas dinámicos y señales de naturaleza estocástica, como así también por métodos y algoritmos matemáticos para la correcta estimación de los parámetros involucrados. Cada rutina de identificación presentada se encuentra complementada con su correspondiente aplicación en Matlab.

- **Modelo de un sistema:** Un modelo es una **herramienta matemática** que nos permite predecir el comportamiento de un sistema sin necesidad de experimentar sobre él.
- **Tipos de modelos:**
  - Modelos mentales, intuitivos o verbales.
  - Modelos no paramétricos: gráficos y tablas.

- Modelos paramétricos o matemáticos.

➤ **Métodos de obtención de modelos:**

- **Modelado matemático** (método analítico)
- **Identificación del sistema** (método experimental)

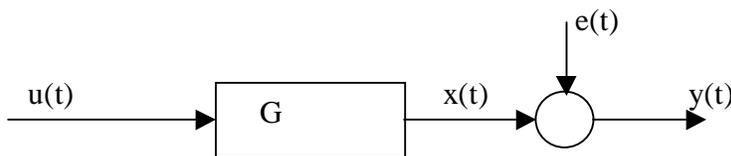
**Modelo paramétrico de sistemas lineales variante en el tiempo**

El modelo no necesita ser una exacta descripción del sistema, y el usuario debe saber esto para poder llevar a cabo su propósito. El primer paso en la identificación de sistemas es determinar una clase de modelos, dentro de la cual se hallará el modelo más conveniente.

Un modelo lineal invariante en el tiempo puede ser especificado por su respuesta impulsiva  $\{g(k)\}_1$  el espectro  $\phi_{vv}(\omega) = \sigma^2 |H(e^{j\omega})|^2$  de la perturbación aditiva, y, posiblemente por la función de densidad de probabilidad (fdp) de la perturbación  $e(t)$ . Esta especificación en términos de un número finito de valores, o coeficientes, se conoce como modelado paramétrico e involucra métodos de estimación y predicción conocidos métodos de identificación paramétrica.

**Modelo lineal general**

El modelo lineal general de un sistema puede ser descrito simbólicamente según:



**Figura. 1.1 Representación simbólica del modelo lineal general de un sistema**

$y = Gu + He$  (1.2) que dice que la salida medida  $y$  es debida a la entrada medida  $u$  y al ruido  $e$ . Donde  $G$  denota las propiedades dinámicas del sistema, es decir, cómo la salida se forma desde la entrada. Para sistemas lineales se llama función de transferencia entre la entrada y la salida.  $H$  refiere las propiedades del ruido y se le llama también modelo del ruido, y describe cómo está formada la perturbación en la salida.

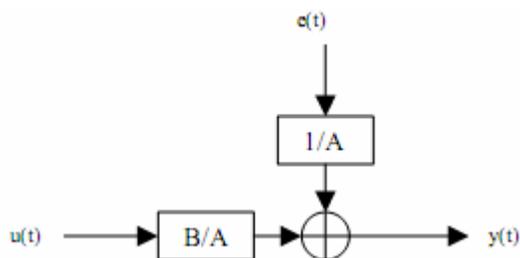
**Estructuras de modelo conocidas como modelos de caja negra.**

➤ **Estructura ARX :**

Probablemente la relación entrada-salida más simple que se puede obtener sea la proveniente de una descripción del sistema como una ecuación lineal en diferencias.

$$y(t) + a_1y(t-1) + a_2y(t-2) + \dots + a_{n_a}y(t-n_a) = b_1u(t-1) + b_2u(t-2) + \dots + b_{n_b}u(t-n_b) + e(t) \tag{1.3}$$

Debido a que el término de ruido blanco  $e(t)$  entra como un error directo en la ecuación en diferencias, el modelo es también conocido como modelo o estructura de ecuación de error.



**Figura 1.2. Estructura ARX**

A este modelo se lo conoce como estructura “ARX”, donde “AR” hace referencia a la parte autorregresiva  $A(q).y(t)$  y “X” al la entrada extra (extra input)  $B(q).u(t)$  también conocida como variable exógena. El flujo de señal de la figura 1.2 nos indica que posiblemente este no sea el modelo más natural desde un punto de vista físico,



ya que el ruido blanco es sumado a la salida luego de pasar a través del denominador del sistema dinámico. Sin embargo, el set de modelo de ecuación de error posee una propiedad importante que lo convierte en una buena primera elección en muchas aplicaciones. Y es que la forma del predictor define una regresión lineal.

➤ **Estructura ARMAX:** (AutoRegressive Moving Average Exogen)

La principal desventaja del modelo (ARX) reside en la escasez o falta de libertad en la descripción del término de perturbación. Sin embargo, es posible incorporar mayor flexibilidad al modelado si es que agregamos un término conocido como media en movimiento (moving average) del ruido blanco.

Se introduce el polinomio  $C(q)$  al modelo ARX y debido al nuevo término de media en movimiento [ $C(q)$  e  $(t)$ ], se obtiene un modelo que será llamado ARMAX. Este modelo se ha convertido en una herramienta estándar en control y econometría, tanto para la descripción de sistemas como para el diseño de control.

**Nota:** una versión de este modelo con una integración forzada se lo conoce como modelo ARIMAX, el cual es muy usado para describir sistemas con perturbaciones lentas.

➤ **Estructura ARARX :**

En lugar de modelar el término de ruido del modelo ARX con una media en movimiento, como se hizo para la estructura ARMAX, se puede describir esta perturbación como una autorregresión, y de aquí el nombre del modelo ARARX.

$$A(q) \cdot y(t) = B(q) \cdot u(t) + \frac{1}{D(q)} \cdot e(t) \quad (1.4)$$

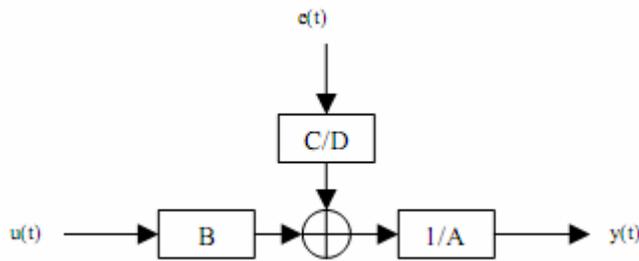
Con

$$D(q) = 1 + d_1 q^{-1} + d_2 q^{-2} + \dots + d_{n_d} q^{-n_d} \quad (1.5)$$

➤ **Estructura ARARMAX**

Una forma más general aún es la que introduce la descripción ARMA en el modelo anterior, dando como resultado la estructura ARARMAX.

$$A(q).y(t) = B(q).u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}.e(t) \tag{1.6}$$



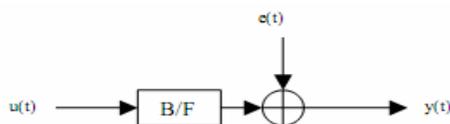
**Figura 1.3. Estructura ARARMAX**

➤ **Estructura de Error de Salida**

Hasta ahora hemos visto estructuras en las cuales la descripción de las funciones de transferencia tiene al polinomio A (q) como factor común en sus denominadores. Pero desde un punto de vista físico sería más natural parametrizar estas transferencias en forma independiente. Supongamos entonces por un momento que la relación entre la entrada y una salida no perturbada w(t) puede ser representada como una ecuación en diferencias lineal, y que la perturbación consiste en ruido blanco.

Podemos escribir la ecuación del modelo como:

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}.u(t) + e(t) \tag{1.7}$$



**Figura 1.4 Estructura de Error de Salida**

➤ **Estructura Box-Jenkins**

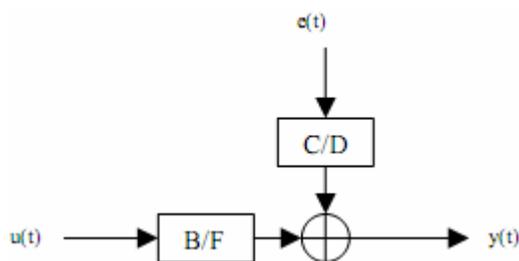
El desarrollo del modelo de error de salida es para adicionar al modelo las propiedades del ruido en la salida. Pero si describimos esto mismo en el marco de un modelo ARMA llegamos al siguiente resultado:

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} \cdot u(t) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t) \tag{1.8}$$

Siendo esta la parametrización de dimensiones finitas más natural .Ya que Las funciones de transferencia G y H son parametrizadas en forma independiente como funciones racionales.

El set de modelos será

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t - nk) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t) \tag{1.8}$$



**Figura 1.5 Estructura Box-Jenkins**

**Aspectos generales en la elección de una estructura modelo**

El camino hacia una estructura particular involucra, al menos, tres pasos:

**1º paso** (Elección del tipo del set de modelos): Esto involucra, por ejemplo, la selección entre modelos lineales y no lineales, entre caja negra y modelos en variables de estado parametrizados físicamente, y así siguiendo.



**2º paso (Elección del tamaño del set de modelos):** Aquí se plantean varios temas como la selección de los grados de los polinomios en el modelo y el problema de que tipo de variables incluir en la descripción del modelo.

**3º paso (Elección de la parametrización del modelo):** Cuando un set de modelos ha sido seleccionado, todavía resta parametrizarlo, esto es, encontrar una estructura particular que se adecue al set de datos disponible y a la aplicación

### **Consideraciones generales**

La elección final de la estructura será entonces un compromiso entre primer, segundo y tercer paso. Mientras que las técnicas y consideraciones utilizadas para la evaluación de dichos aspectos pueden ser divididas en cuatro diferentes categorías:

- **Consideraciones a priori:** Ciertos aspectos son independientes del set de datos  $z$  y pueden ser evaluados a priori, antes de que sean analizados los datos.
- **Técnicas basadas en análisis preliminares de los datos:** Con los datos disponibles, se pueden cumplimentar ciertos tests + y + evaluaciones que nos brindarán un panorama certero de las posibles estructuras a usar.
- **Comparación de diferentes estructuras:** Antes de que el modelo final sea elegido, es aconsejable informarse acerca de otras estructuras diferentes y comparar sus características.
- **Validación del modelo obtenido:** Independientemente de cómo ha sido obtenido el modelo, siempre es posible utilizar el set de datos  $z$  para evaluar y determinar si el mismo se comporta en forma útil y adecuada para nuestros propósitos finales.

En la siguiente figura se representa el proceso para la identificación en forma de organigrama.

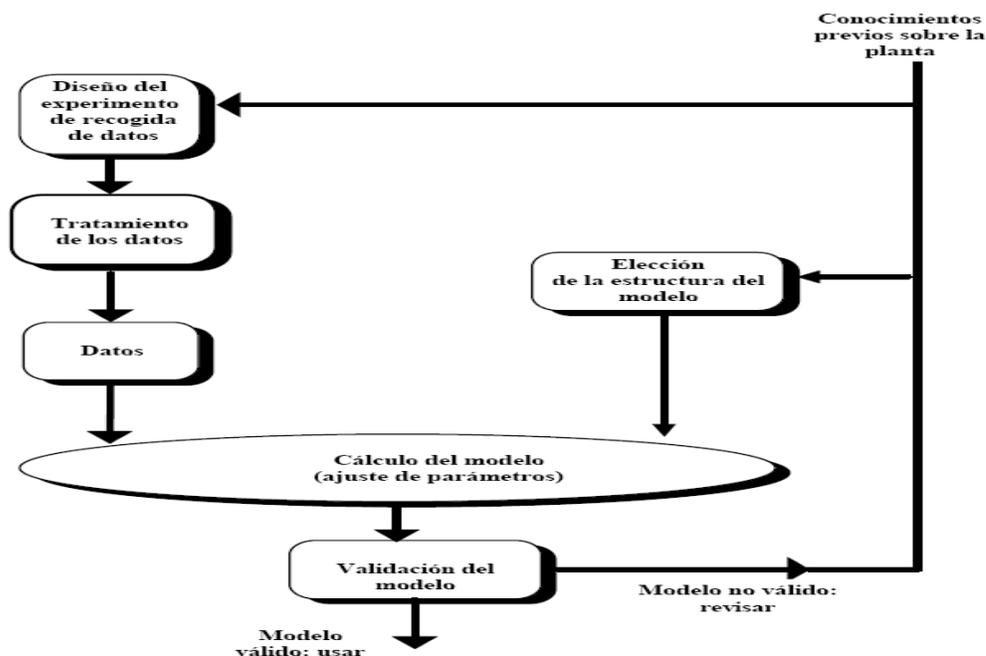


Figura 1.6. Proceso de identificación del sistema dinámico

## 1.5 .Fundamentos para el empleo de Redes Neuronales Artificiales:

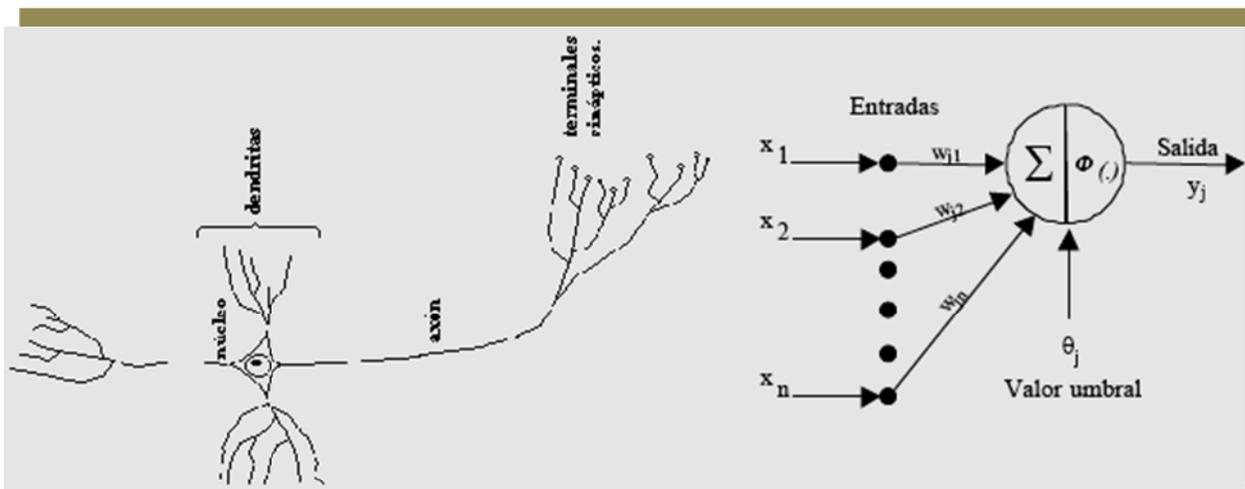
Como una alternativa para el procesamiento automatizado de la información se tienen las redes neuronales artificiales capaces de desarrollar o reproducir asociaciones o patrones entre variables o sistemas no ligados linealmente. La red neuronal genera sus propias reglas internas que gobiernan la asociación y las refina por un proceso de entrenamiento comparando cada vez sus resultados con la información conocida reduciendo el error al valor mínimo necesario. La base y fuente de inspiración de las redes neuronales artificiales es la célula del sistema nervioso de los animales, conocida como neurona, y es por tanto importante observar su fisiología para comprender como los investigadores en ingeniería y matemática tratan de imitar los mecanismos de almacenamiento y procesamiento de la información en el cerebro.



Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro humano (Hilera y Martínez, 1995; Montana, 1995). Una red neuronal consiste en un conjunto de elementos de procesamiento, llamados neuronas, los cuales se conectan entre sí. Un grupo de redes neuronales de interés son las redes “feedforward”, que se caracterizan por tener arquitecturas en niveles y conexiones estrictamente hacia adelante (Wang, et. al., 1998). La ciencia de las Redes Neuronales Artificiales, hace sus primeras apariciones significativas en la década de los cuarenta, cuando los investigadores (Mc Culloch, Pitts, Hebb, Rosenblatt, Widrow) desarrollaron modelos de hardware y software de las neuronas biológicas

Unas décadas después el desarrollo electrónico ya era otro y es a partir del año 1982 en que Hopfield utilizando propiedades matemáticas interesantes y un modelo no lineal salvó los problemas presentados anteriormente. A partir de entonces las RNA han despertado gran interés a nivel mundial y se han desarrollado más de 40 modelos (variantes de los pioneros) que exhiben características cada vez más atractivas.

Una red es configurada para una aplicación específica y solo responde a ella. En la figura 1.7 se observa una RNA en forma general y en la una neurona biológica, donde las entradas  $X_i$  representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas; los pesos  $W_i$  son la intensidad de la sinapsis que conecta dos neuronas, y “ $\theta$ ” es la función umbral en la cual se evalúan las entradas ponderadas arrojando una salida  $J$  en correspondencia con la experiencia en el comportamiento del sistema modelado.



**Figura 1.7. Similitud de una red neuronal biológica y una RNA.**

### **Características más importantes de las redes neuronales artificiales.**

Las RNA han sido desarrolladas en una amplia variedad de configuraciones, sin embargo, a pesar de esta aparente diversidad tienen en común las siguientes características fundamentales:

- **Analogía neurobiológica.** Como se dijo antes están compuestas por infinidad de elementos, mucho más simples, llamados neuronas artificiales, interconectados en una red similar a la que forman las neuronas en el cerebro humano. Luego, se pretende que realicen la mayoría de las funciones elementales de las neuronas biológicas, en forma análoga a éstas. Son una prueba de que el procesamiento paralelo es posible físicamente, además de ser muy potente y rápido.
- **Son capaces de aprender.** Se dice que aprenden de la experiencia. El procedimiento usado para realizar el proceso de aprendizaje se llama algoritmo de aprendizaje y su función es modificar los pesos sinápticos de la red en forma ordenada, de manera que se cumpla el objetivo deseado. Son capaces de aprender por ejemplos, por lo que esta tarea resulta relativamente sencilla.



- **Pueden modificar su propia topología.** Si trabajan “on-line” las redes neuronales pueden modificar su comportamiento en respuesta a sus alrededores a similitud de lo que ocurre en el cerebro, esto está motivado por el hecho de que unas neuronas pueden “morir” y nuevas conexiones sinápticas desarrollarse. Para un conjunto de entradas y sus correspondientes salidas ellas se autoajustan para producir una respuesta adecuada.
- **Abstracción.** Es la habilidad de extraer un ideal a partir de entradas imperfectas. Por ejemplo, una red puede ser entrenada en una secuencia de versiones distorsionadas de la letra A y, después de un adecuado entrenamiento, al aplicar cualquiera de esas secuencias distorsionadas la red producirá una letra A perfectamente formada, es decir, **la red produce algo que nunca antes ha tenido.**
- **Son capaces de generalizar ejemplos previos a otros nuevos** comparando todo lo nuevo que se les presenta con experiencias anteriores, es decir, una vez entrenada la red ella puede producir respuestas razonables ante entradas no utilizadas durante el entrenamiento, por ejemplo, si como entrada se da una muestra similar a una previamente aprendida por la red o bien se presenta de forma distorsionada, el sistema sigue siendo capaz de reconocerla.
- **No linealidad.** Una neurona es básicamente un elemento no lineal, luego una red es por sí misma no lineal, pero con una no linealidad especial pues está distribuida por toda la red. Esta es una característica altamente importante por la gran potencialidad que da a la red para el trabajo con sistemas físicos no lineales.
- **Adaptabilidad.** Son capaces de adaptar su salida a los cambios en el medio que las rodea. Si son entrenadas para trabajar en un medio específico pueden ser fácilmente reentrenadas para adaptarse a los cambios en el medio circundante.



Esta capacidad las hace ideales para el trabajo en control adaptativo, procesamiento de señales, reconocimiento y clasificación de patrones, etc.

- **Son robustas**, pues siempre responden con alguna salida incluso en el caso de que se le presenten entradas que no ha visto nunca antes.
- **Alta tolerancia a los fallos**. Si una neurona de la red o sus conexiones se dañan, debido a la naturaleza distribuida de la información la red continúa trabajando. En dependencia del daño, la red presenta una natural degradación en su comportamiento pero no un fallo catastrófico.
- **Es aconsejable trabajar en por unidad**, para evitar que se sature la red.

En las RNA hay que considerar básicamente tres aspectos: El Diseño Estructural (Topología Organizada), Los Procedimientos de Almacenamiento o Codificación de la Información (Aprendizaje o Entrenamiento) y Los Procedimientos de Recuperación de la Información (Uso de la RNA entrenada).

Pueden existir un sin número de posibles combinaciones de las conexiones entre ellas, sin embargo podemos definir algunas estructuras fundamentales.

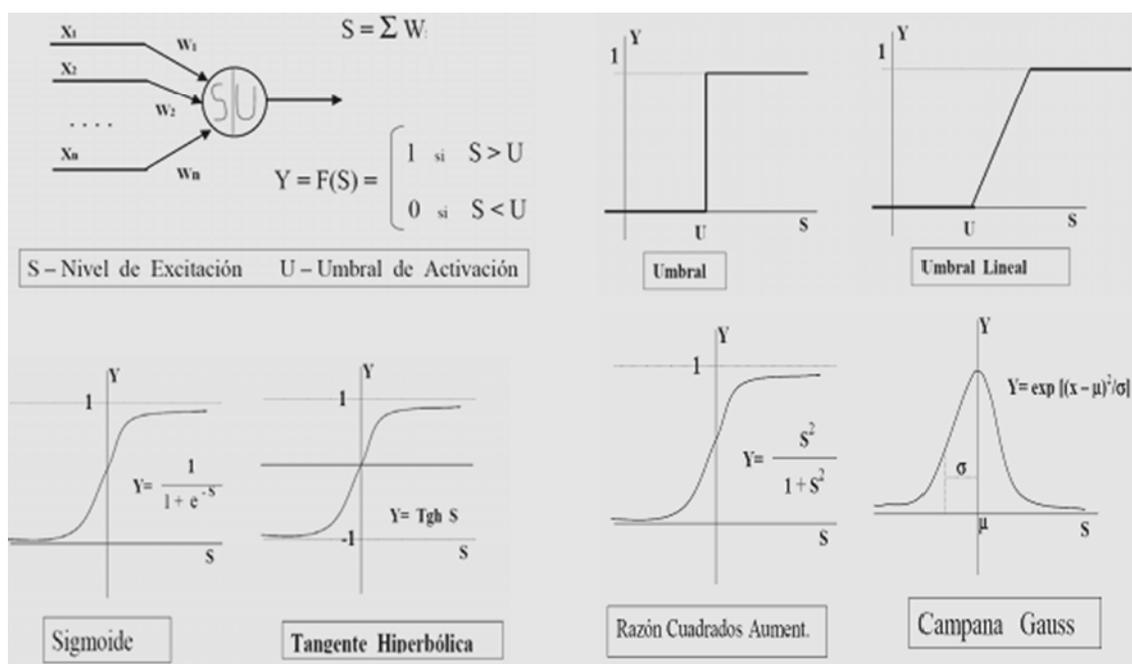
- **Redes neuronales artificiales de propagación hacia adelante**: Este tipo de estructuras se organiza en un grupo de neuronas que procesan la información de las entradas paralelamente y luego las salidas de las neuronas pueden combinarse para obtener unas salidas de la red o alimentar otro grupo de neuronas.
- **Red de Hopfield**: Es una de las arquitecturas de redes neuronales que se caracteriza por el hecho de que varias de sus entradas están realimentadas por salidas de la propia red neuronal.
- **Red neuronal artificial de propagación con retardos de tiempo**: Se plantea de forma básicamente similar a la red MFANN con sola diferencia de organizar los datos de entrada, es decir que cada entrada está multiplexada para ser una función de unidades del retardo del tiempo. Los algoritmos de entrenamiento y

actualización son exactamente iguales sin embargo, en las entradas se añaden unos valores iguales a los retardos de tiempo de la entrada.

- **Red neurona artificial de respuesta de impulso finito:** Es una forma compleja de la MFANN, en la cual cada entrada de cada neurona depende de la salida actual y de los valores previos de las neuronas de la capa anterior.

**Funciones de activación.**

Las funciones de activación más usadas, que se reflejan en la figura 1.8, son: Lineal; Salto; Salto lineal; Aplastamiento (Sigmoide, Tangente Hiperbólica o Razón Aumentada de Cuadrados) y Gaussiana (es más una función de ganancia que depende de ponderaciones de media y varianza, salvo que la varianza esté prefijada).



**Figura 1.8. Diversas Funciones de Activación.**

**Fuente: Requena 2004.**



## **Conexiones**

Las conexiones entre NA son generalmente dirigidas (de la NA origen a la destino). Cuando el flujo puede ir en las dos direcciones, se representa por un arco no dirigido, en vez de dos con direcciones opuestas. Si la RNA está organizada en capas, se pueden diferenciar las conexiones hacia adelante (feedforward) de las de retroalimentación (feedback) y, a veces, conexiones Intercapas de las Intracapas. Por otro lado, se distinguen también conexiones excitadoras (pesos positivos) e inhibitoras (pesos negativos). El peso 0 indica ausencia de conexión. El umbral de las neuronas se representa en muchas ocasiones, porque además se facilita el proceso de cálculo, mediante una entrada de Tendencia (bias), que está siempre fijada a uno. Los pesos de las conexiones de esta entrada a las diferentes NA representan realmente un nivel de Umbral de la NA.

## **Aprendizaje**

El aprendizaje es un cambio permanente de la conducta de la persona como resultado de la experiencia. Se refiere al cambio en la conducta o al potencial de la conducta de un sujeto en una situación dada, como producto de sus repetidas experiencias en dicha situación. En la red neuronal es proceso de adaptación de los pesos de las conexiones de una RNA para conseguir que la respuesta de la RNA sea la deseada para ejemplos usados o no en el aprendizaje o entrenamiento. Muchas veces, este proceso depende de la topología de la red. No obstante, podemos clasificar todos estos procedimientos, por un lado, en Supervisado o No Supervisado, según que se utilicen (o no) salidas esperadas en los ejemplos de entrenamiento, y por otro lado, en fuera de línea o en línea, según que el proceso requiera un entrenamiento completo con todos los ejemplos, antes de ser usada, o que se pueda añadir nueva información sin necesitar un reentrenamiento de la información almacenada.



## **Ventajas**

Las redes neuronales artificiales (RNA) tienen muchas ventajas debido a que están basadas en la estructura del sistema nervioso, principalmente el cerebro.

- **Aprendizaje:** Las RNA tienen la habilidad de aprender mediante una etapa que se llama *etapa de aprendizaje*. Esta consiste en proporcionar a la RNA datos como entrada a su vez que se le indica cuál es la salida (respuesta) esperada.
- **Auto organización:** Una RNA crea su propia representación de la información en su interior, descargando al usuario de esto.
- **Tolerancia a fallos:** Debido a que una RNA almacena la información de forma redundante, ésta puede seguir respondiendo aceptablemente aún si se daña parcialmente.
- **Flexibilidad:** Una RNA puede manejar cambios no importantes en la información de entrada, como señales con ruido u otros cambios en la entrada (ej. si la información de entrada es la imagen de un objeto, la respuesta correspondiente no sufre cambios si la imagen cambia un poco su brillo o el objeto cambia ligeramente)
- **Tiempo real:** La estructura de una RNA es paralela, por lo cuál si esto es implementado con computadoras o en dispositivos electrónicos especiales, se pueden obtener respuestas en tiempo real.

# **CAPÍTULO II: VARIABLES CLIMATOLÓGICAS Y SU INFLUENCIA EN EL COMPORTAMIENTO ENERGÉTICO**

---

## **2.1 Introducción**

En este capítulo a partir de una búsqueda de la información climatológica de la estación meteorológica más cercana al hotel caso de estudio se describe el comportamiento de las principales variables. Para presentar los resultados fue necesario una revisión minuciosa de los datos del comportamiento diario de dos años consecutivo 2007, 2008 así como de los valores medio mensuales de los últimos 37 años. Dentro de las variables que se analizaron están los valores máximo, mínimo, medio, máximo absoluto, mínimo absoluto de la temperatura ambiente, la velocidad del viento predominante, total de lluvias, humedad relativa, etc. Estas magnitudes permiten delimitar un espacio dentro de la carta sicométrica en la cual se desenvuelve la operación de la climatización de un hotel y su comportamiento. A partir de los valores medios mensuales de la ocupación de un hotel y de otras variables climatológica se identifica el modelo paramétrico que permite estimar el consumo de GLP de la instalación, proponiendo el uso de un modelo más acertado mediante el empleo de las Redes Neuronales Artificiales. Se propone un modelo de RNA para la estimación del consumo eléctrico anual del hotel caso de estudio (Blau Costa Verde).

## **2.2 Datos meteorológicos del polo turístico de Holguín. Estación Cabo Lucrecia.**

En la literatura relacionada con la climatología especialmente el libro de Lázara Palomino, el cual se utiliza como texto en la especialidad de mecánica los cálculos que se realizan para objetos situados en la playa del polo turístico de Holguín sugiere tomar en cuenta a las condiciones del clima de Banes. Esto sucede debido a que la

estación climatológica más cercana esta situada en Cabo Lucrecia perteneciente a este municipio (Banes). Esta estación climatológica se encuentra a 4 metros sobre el nivel del mar. Esta instalación es una construcción colonial en la cual a la vez está situado un faro que sirve para la navegación.



**Figura 2.1. Estación meteorológica Faro Lucrecia**

Gracias a la colaboración del instituto de climatología de Holguín es posible presentar los resultados que a continuación se muestran por lo cual esta investigación constituye un reconocimiento a esta excelente actitud en apoyo a las investigaciones en el territorio de Holguín.

En las investigaciones relacionadas con la climatización existe una tendencia a evaluar como principal variable incidente la temperatura ambiente. Esta variable que en ocasiones constituye la principal perturbación en relación a la bioclima de las instalaciones no siempre se comporta igual inclusive en regiones cercanas. Por ejemplo los hoteles de las playas del polo turístico de Holguín están situados casi frente al mar y por lo tanto no solo incide en la carga térmica del edificio la temperatura ambiente sino quizás la velocidad del viento y las características del aire circulante.

### 2.2.1 Valores horarios anuales de temperatura ambiente (Tamb) y humedad relativa (HR).

El régimen de toma de datos de la estación de Cabo Lucrecia y del sistema meteorológico en general es cada tres horas, es por eso que a continuación se representa un gráfico correspondiente a la temperatura ambiente media horaria de los años 2007y 2008.



Figura 2.2: Gráfico de temperatura ambiente promedio diaria cada tres horas.

Como se aprecia los límites inferiores y superiores están entre 25 – 28 °C aproximadamente, de aquí se deduce que independientemente de la ocupación que pueda presentar un edificio el mismo está sometido a cambios climatológico externos inclusive en el propio descargar del día. De aquí se desprende que la climatización de un edificio puede pasar por tres límites de intercambio térmico para bajas, medias y altas temperatura. Durante el transcurso del día se ve un cambio de temperatura desde valores mínimo en el comienzo del mismo, hasta valores máximo en las horas medias de este. En la figura 2.2 se pueden apreciar cuales son las horas de mayor intensidad en el valor de temperatura y cuales son las de menores valores de

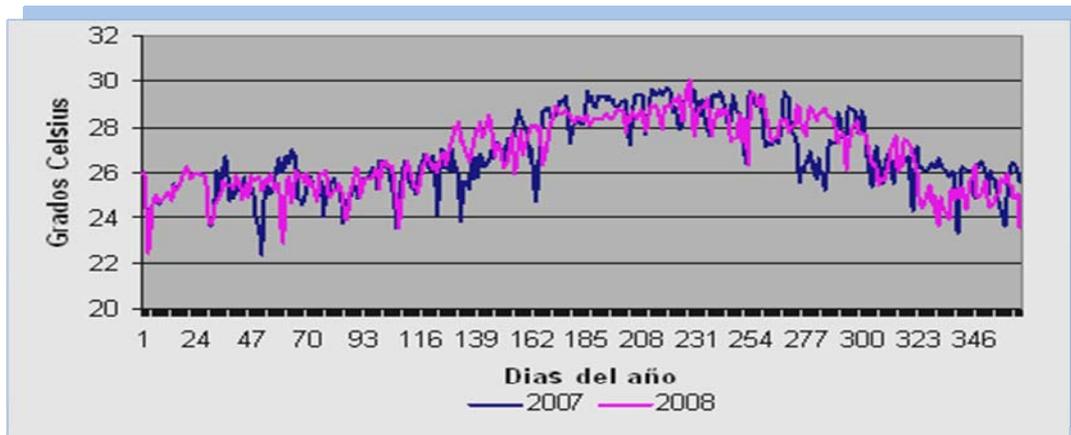
temperaturas dándonos una dinámica del comportamiento de esta variable climatológica en un día.

Mediante trabajos de campo recientemente realizados y con ayuda de un sistema automático de medición se ha podido verificar y registrar valores de temperaturas que siguen la misma tendencia de los gráficos presentado en la figura 2.2. Para dar una muestra de esto, podemos ver la figura 2.3 donde proponemos valores de temperatura ambiente de algunos días de principio de este año 2008, tomado por el sistema automático de medición instalado en el hotel caso de estudio.



**Figura 2.3. Gráfico de temperatura ambiente diaria cada una hora**

Curiosamente una tendencia similar a la temperatura ambiente diaria ocurre con la temperatura ambiente pero todos los días del año. Tomando como referencia los valores medio diario de temperatura de los años 2007 y 2008 se puede apreciar en la figura 2.4 como de Enero a Abril la temperatura oscila alrededor de 25 °C y 26 °C .Posteriormente ocurre un incremento de la temperatura ambiente hasta alcanzar valores promedio diario pico en los meses de Agosto entre 28°C y 29 °C .Ya a partir del mes de Octubre empieza una disminución progresiva de temperatura hasta el mes de diciembre alcanzando un valor de temperatura final de 25°C



**Figura2.4 Gráfico de Temperatura Ambiente todos los días del año**

Al incorporar una línea de tendencia en relación a los valores promedio diarios de temperatura durante todo un año se define para el año 2007 un polinomio de 6<sup>to</sup> orden

- $y = -3E-13x^6 + 4E-10x^5 - 2E-07x^4 + 4E-05x^3 - 0,0033x^2 + 0,1238x + 24,014.$

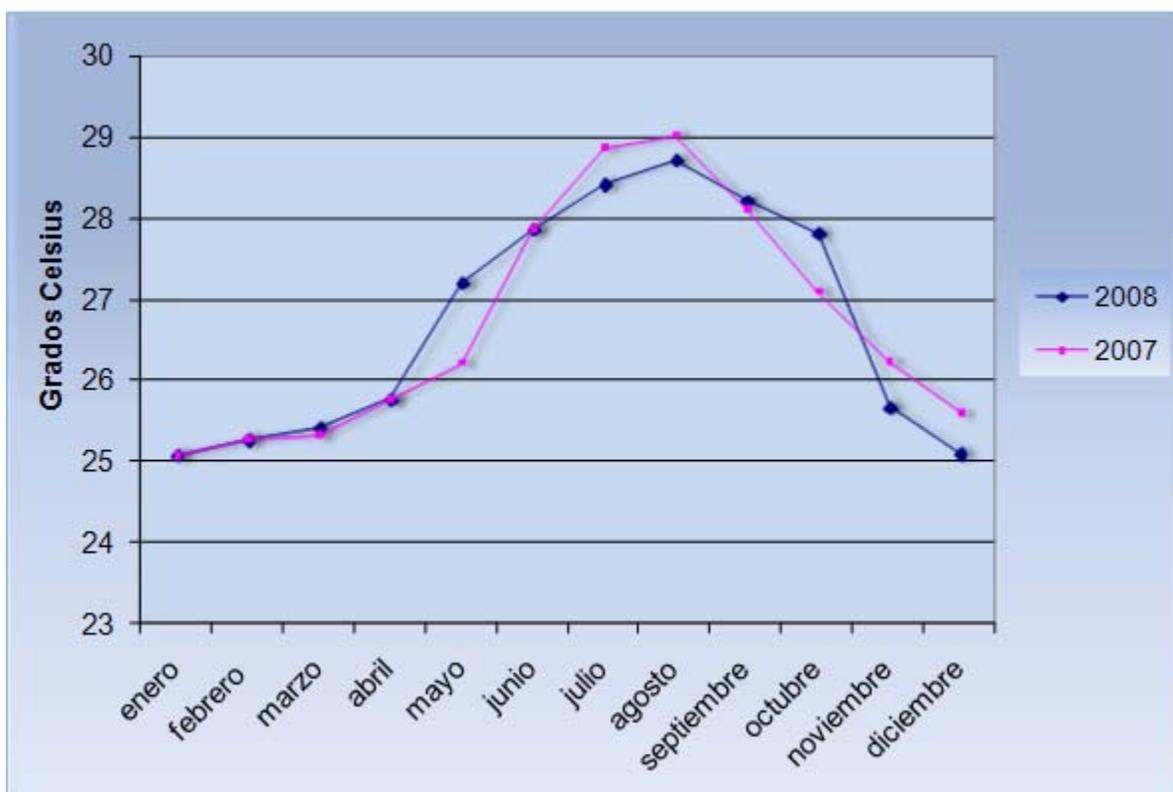
con un coeficiente de determinación de  $R^2 = 0,73$

Y para el año 2008 se define uno de 5<sup>to</sup> orden

- $y = 4E-11x^5 - 3E-08x^4 + 9E-06x^3 - 0,0009x^2 + 0,0339x + 24,365$

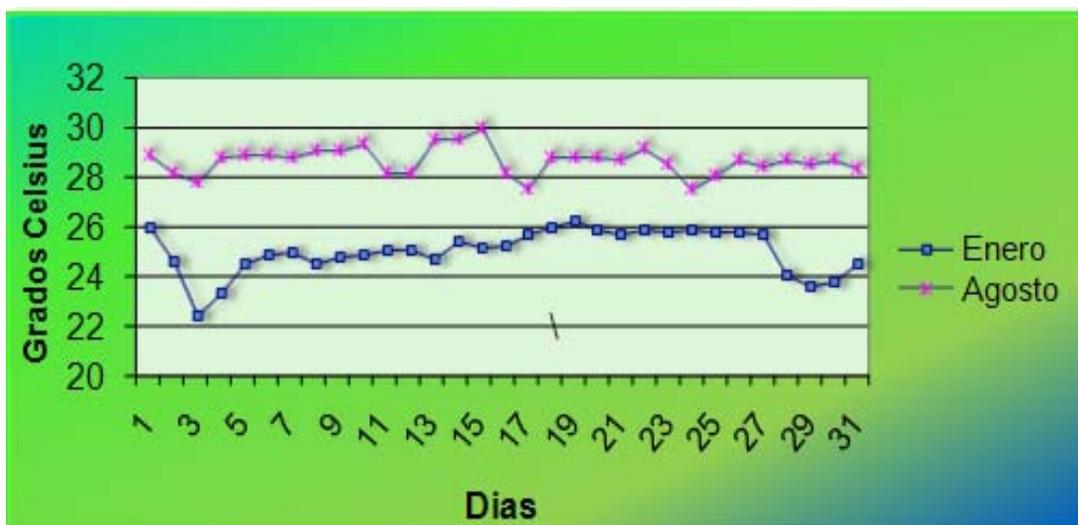
con un coeficiente de determinación de  $R^2 = 0,6166.$

Para expresar de manera más simplificada el comportamiento de la temperatura ambiente a través de los meses del año aparece en el gráfico de la figura 2.5 valores promedio mensuales de temperatura ambiente de los años 2007 y 2008.



**Figura2.5 Gráfico de Temperatura Ambiente media de los meses del año**

Existe una notable diferencia de temperatura entre el mes más frío (Enero) y el mes de mayor calor (Agosto), es por ello que lo quisimos reflejar en el siguiente gráfico .(Figura2.6) . La diferencia de grados Celsius entre estos dos meses es aproximadamente de 4 °C, valor notable para en marcar dicha diferencia.

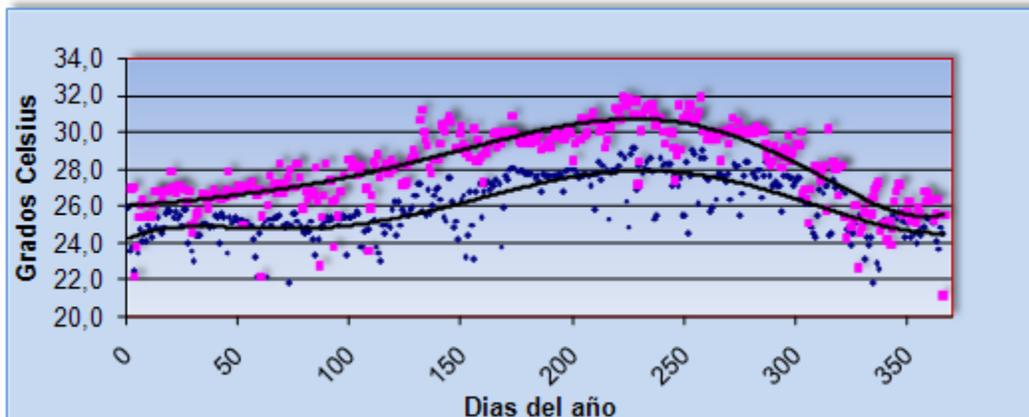


**Figura 2.6. Gráfico de Temperatura Ambiente media diaria de los meses de Enero y Agosto**

Al analizar los meses del año se reafirma unas veces más que la climatización de un edificio puede pasar por tres límites de intercambio térmico para bajas, medias y altas temperatura ya sea en el día o en el cambio que ocurre en el paso del año la cual experimenta todas estas transformaciones .pasando por meses de fríos y meses calurosos.

Al igual que existe una notable diferencia de temperatura entre los meses del año, las horas del día también presentan diferencia entre ella. Como nos demuestra la figura 2.7., la cual nos presenta la hora de mayor (4: pm) y menor (4: am) valor de temperatura ambiente durante todos los días del año. Para las 4: am podemos decir que durante el año sigue la forma de parábola de temperatura ambiente representada anteriormente en este capítulo, los valores de esta empiezan desde 24,3 °C en el mes de Enero hasta los 29 °C como máximo en el mes de Agosto, después de este mes empieza a decrecer hasta el mes que se termina el año. De igual forma ocurre con las 4: pm pero con diferentes valores de temperatura, representándose la diferencia antes mencionada. Los valores de esta tienen como promedio desde iniciar el año con 26°C hasta alcanzar valores máximo medio de 31°C en los días 200 y 250, en los meses de mayor calor cuando la estación del año

es verano. Estas dos curvas de temperatura ambiente nunca se interceptan entre si, cuando más se acercan es en el mes de Diciembre.



**Figura2.7. Gráfico de dispersión de la Tamb de dos Horas del Día**

Al incorporarle una línea de tendencia al promedio trihorario diario de temperatura ambiente en el año en las horas antes analizadas, se define que para las 4: am se obtiene un polinomio de 6<sup>to</sup> orden

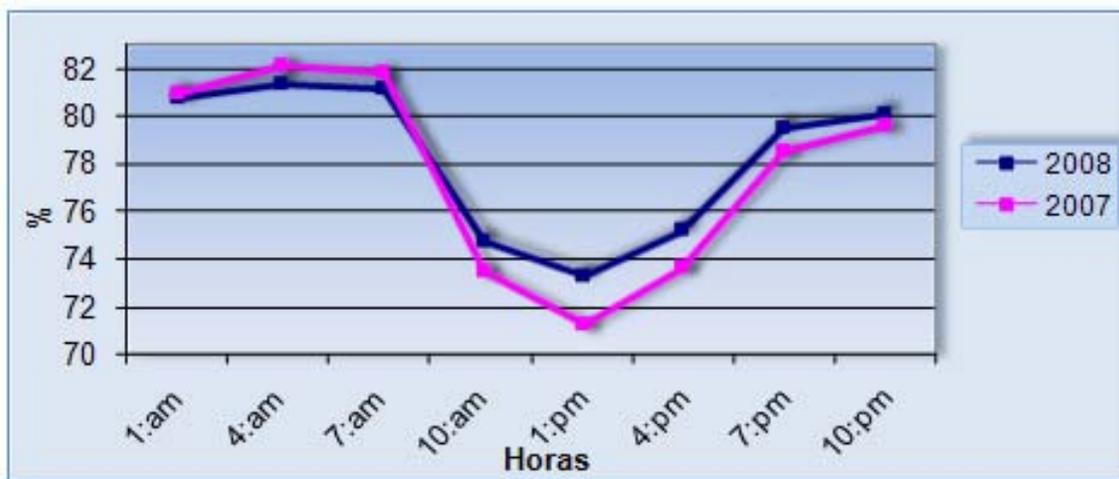
- $y = -6E-14x^6 + 1E-10x^5 - 6E-08x^4 + 1E-05x^3 - 0,0013x^2 + 0,0516x + 24,207$   
con un coeficiente de determinación de  $R^2 = 0,6174$

Y para las 4:pm se obtuvo un polinomio de 6<sup>to</sup>

- $y = 1E-13x^6 - 8E-11x^5 + 2E-08x^4 - 2E-06x^3 + 0,0001x^2 + 0,0077x + 25,987$   
con un coeficiente de determinación  $R^2 = 0,7186$ .

Otra variable climatológica analizada en este epígrafe es la humedad relativa la cual fue analizadas en los años 2007 y 2008 en cuanto su comportamiento diario. Esta al igual que la temperatura ambiente en el día presenta cambios en dependencia de la hora , pero en ves de ir de menos a más y de más a menos como la temperatura , va de más a menos y de menos a más En las horas que mayor esta la Humedad Relativa es de 1:00am a 8: am manteniéndose casi constante en los 81 y 82 % ,

después de las 8:am en pieza a decrecer hasta alcanzar valores mínimo entre las 2:pm y 5:pm , volares que pueden llegar hasta los 71% como media, en el año 2007 se ve este valor promedio mínimo , como se refleja en la siguiente figura

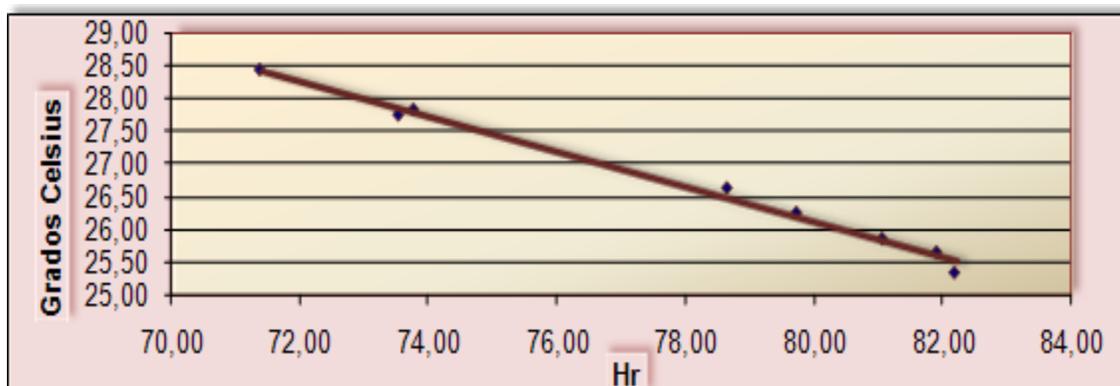


**.Figura 2.8.Gráfico de Humedad Relativa media trihoraria diaria**

Al analizar más la humedad relativa podemos darnos cuenta que esta se comporta de forma contraria a la temperatura ambiente, es decir cuando en el día es mayor el valor de temperatura, la humedad relativa experimenta su mínimo valor y cuando es menor el valor de temperatura, el valor de la humedad relativa es máximo. Esta forma se ve reflejada más cuando se comparan los dos gráficos que me describen el comportamiento de estas variables, donde el año de mayor temperatura media horaria es el 2007 y en el de humedad relativa el año de menor es el 2007, de esta forma podemos decir que la temperatura ambiente y la humedad relativa son inversamente proporcional, cuando aumenta una la otra disminuyen, esta conclusión es valida solo cuando son analizadas en cuanto a su comportamiento en las horas del día.

Para concluir este epígrafe es bueno tener un gráfico de dispersión entre estas dos variables climatológica, la que por su gran importancia y influencia en la climatización de un hotel hemos estado estudiando. Es por ello que en la figura2.9 representamos

lo antes mencionado. En esta figura se traza un gráfico de dispersión de temperatura ambiente dada en Grados Celsius por el eje (Y), la que es tomada en cuenta con respecto a la humedad relativa representada por valores en porcentaje en el eje(X). A simple vista es posible ver la linealidad que está presente en este gráfico de dispersión.



**Figura 2.9. Gráfico de dispersión de Temperatura Ambiente vs. Hr**

Es por ello que al trazar una línea de tendencia obtenemos una ecuación lineal, dicha ecuación nos permite ver esta apreciable relación que existe entre estas dos magnitudes.

La función obtenida es:  $y = -0,265x + 47,40$  y el coeficiente de determinación es de  $R^2 = 0,991$ , es casi imposible decir que entre dichas variables no exista una relación en cuanto a su proporcionalidad inversa

### **2.2.2 Valores medios mensuales históricos.**

A pesar que se conoce históricamente como es el comportamiento de la temperatura ambiente histórica media, también es de gran interés el registro de los valores mínimo, máximo, además de los valores mínimo y máximo absoluto. Existe una notable diferencia entre ellas es por ello que se presenta en el gráfico de la figura 2.10.

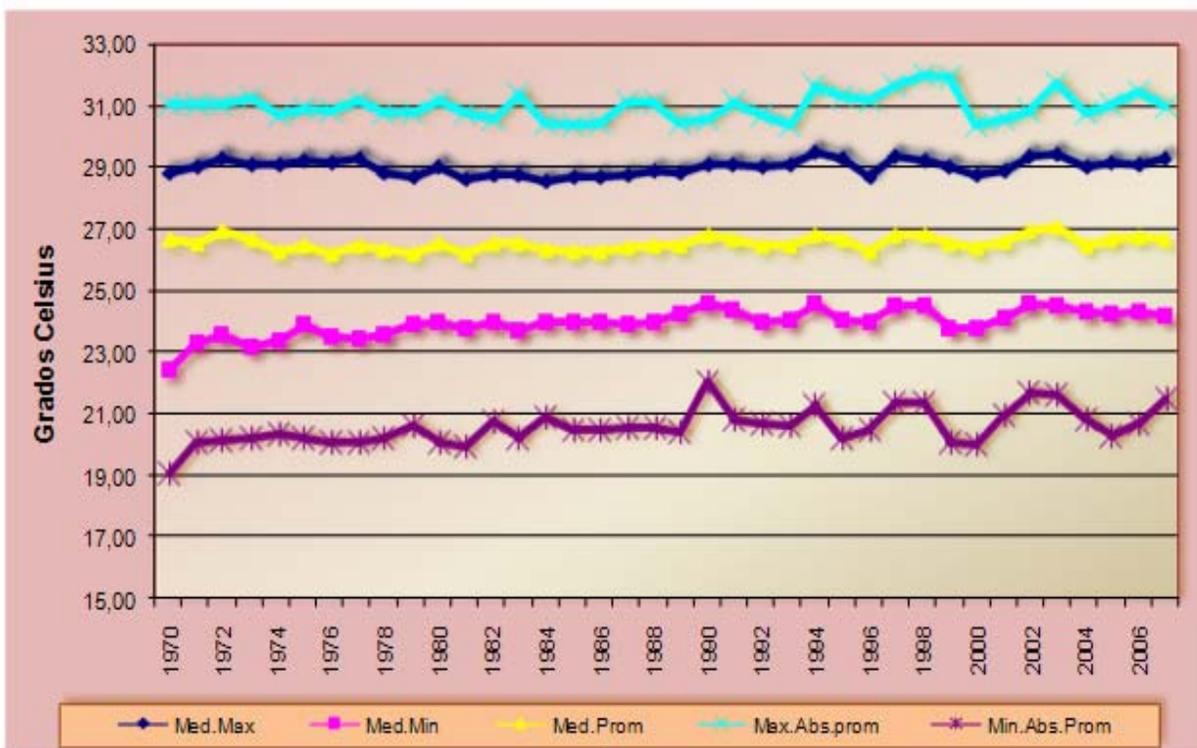


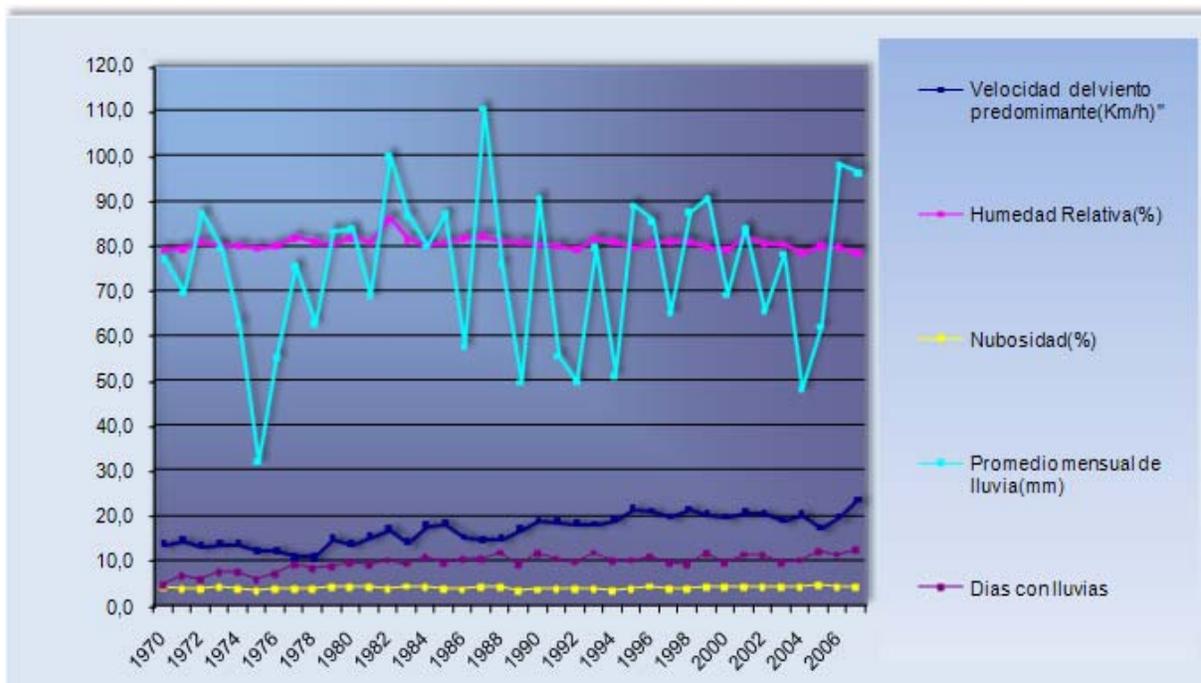
Figura 2.10. Gráfico histórico de Tamb.

Esta diferencia de entre las temperatura media es un reflejo de que las condiciones exteriores a las cargas térmica de los edificios puede verse sometidos a cambiar notablemente de la temperatura exterior la cual establece una dinámica de la carga térmica sometida a una tendencia del incremento de temperatura ambiente año tras año.

Otras variables climatológicas de un edificio y que de ella depende el intercambio térmico son:

- La ocurrencia de lluvias (mm) mensuales
- Velocidad del viento predominante (km/h)
- Humedad relativa (%)
- Nubosidad (%)

A continuación en la figura 2.11 aparece un gráfico resumen del comportamiento histórico de las variables climatológicas



**.Figura2.11.Gráfico de variables climatológicas media histórica por año**

En el caso del promedio mensual de lluvia, realizados a los años de 1970 hasta el año 2007 se aprecia mucha variación en el comportamiento de esta magnitud, la cual oscila alrededor de los 80 mm como media general de esta, la cual es muy difícil de estimar. Para el promedio de día con lluvias mensuales desde el año 70 se ha observado una tendencia al incremento paulatino de este promedio de días con lluvias, a partir del año 1986 el valor de este comportamiento oscila alrededor de los 10 días. En el caso de la velocidad del viento predominante su valor ha ido en incremento y se ha comportado históricamente entre 10 y 23 km/h. La humedad relativa es una variable climatológica que se a mantenido en estos años en un mismo intervalo de medida el cual solo da cambio entre el 79% y 82 %. El otro caso que se presenta es el de la nubosidad la cual al igual que la humedad relativa ha mostrado una constancia en sus valores medios a través de los años analizados. Estos valores



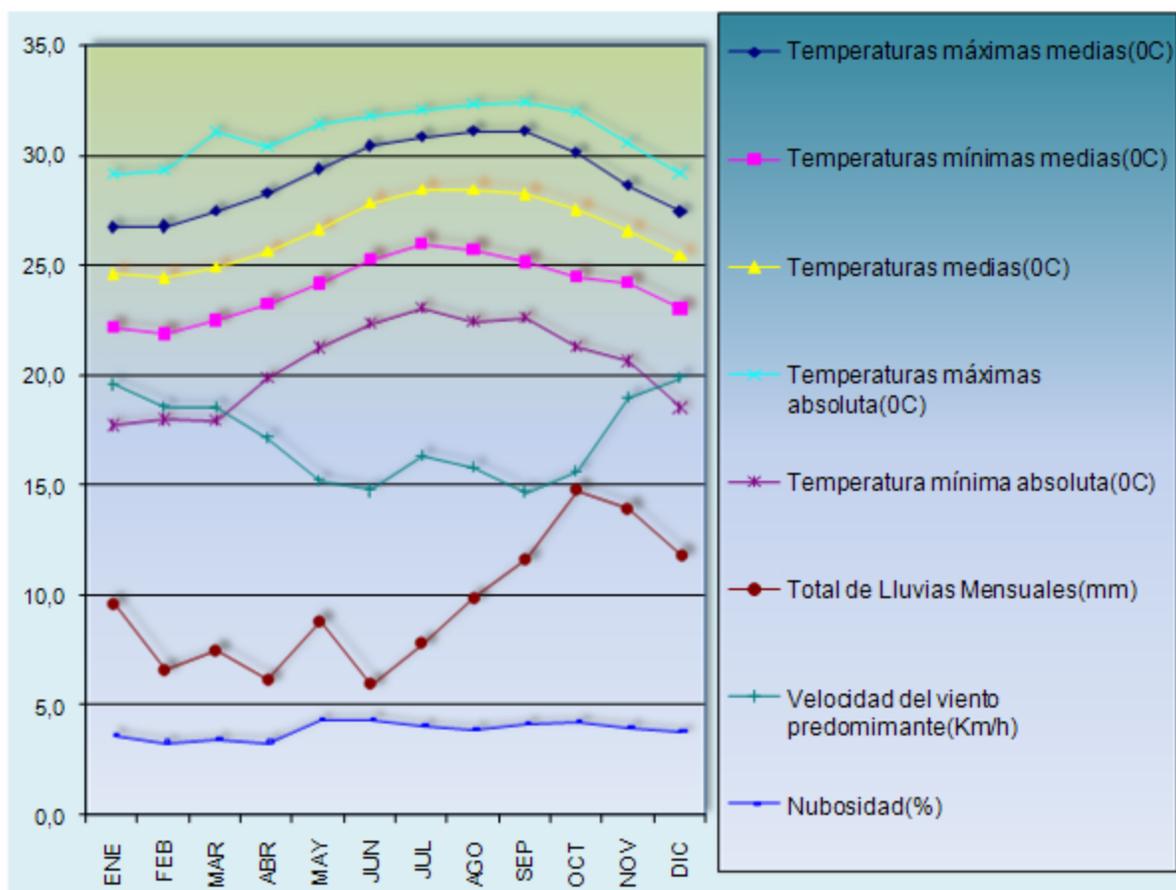
se mantiene entre un 3% y 4% como promedio en cuanto al estudio que se realizó detalladamente de una base de datos, solo en un año sobre paso los por ciento promedio para dicha variable, este fue el año 2005 la cual nos dio un promedio de 5 %, pero fue una anomalía que no es notable a la hora de dar resultados fijos ya que, de los 37 años los estudiados solo este la presentó. Podemos que la Nubosidad tiene una variación mínima al analizar su comportamiento histórico, hasta es posible decir que de todas las variables climatológicas esta es la que más a mantenido una línea en su comportamiento en estos años de análisis .

El la siguiente tabla se muestra el comportamiento medio de las principales variables climatológicas desde el año 1970-2007.

**Tabla 2.1 Comportamiento medio de las principales variables climatológicas.**

<b>VARIABLES CLIMATOLÓGICAS</b>	<b>Min.</b>	<b>Máx.</b>
Temp. Máximas Medias (°C)	26.8	31.2
Temp. Mínimas Medias (°C)	22.0	26.0
Temp. Medias (°C)	24.5	28.5
Temp. Máxima Absoluta (°C)	29.2	32.5
Temperatura Mínima Absoluta (°C)	17.8	23.1
Lluvias Mensuales (mm.)	37.7	162.6
Días con Lluvias	6.0	14.8
Velocidad del viento predominante (Km/h)	14.8	20.0
Humedad Relativa (%)	78.9	82.4
Nubosidad (%)	3.4	4.4

Para un análisis de estas variables climatológicas en cuanto su comportamiento en el transcurso del año, realizamos el gráfico de la figura 2,12 para este se obtuvo el promedio de cada mes desde el año 1970-2007.



**Figura 2.12. Gráfico de variables climatológicas histórica por meses**

En el caso de la temperatura se resume las magnitudes de, temperaturas máximas medias, temperaturas mínimas medias, temperatura media temperatura máxima absoluta, temperatura mínima absoluta. Históricamente estas variables se han movido desde 1970-2007 entre los valores mínimos de 17.8<sup>0</sup>C y máximas de 32.5<sup>0</sup>C a partir de los valores promedios históricos de los meses del año. En el caso específico de las lluvias los meses más lluviosos fueron octubre y noviembre con 62 y 129 mm de agua respectivamente y el más seco es el de julio con un valor



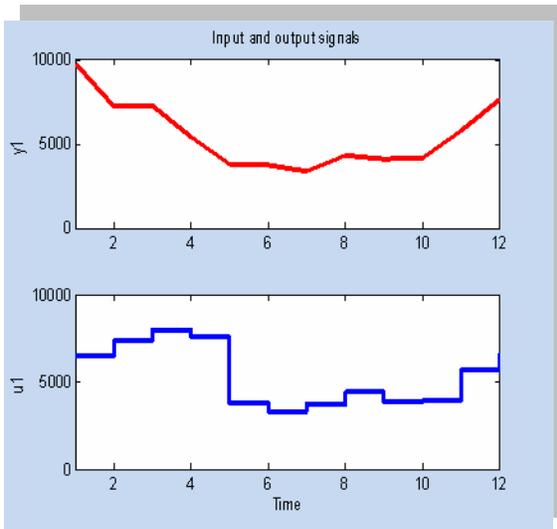
promedio histórico de 37.7 mm .En el caso de más días con lluvias históricos, los meses de abril y junio aparecen igualados con un valor promedio de 6 días sin embargo los meses de octubre y noviembre ocurren lluvias en 15 y 14 días respectivamente.

Un fenómeno interesante que ocurre en esta región es que en lo meses de más calor, la velocidad de los vientos predominantes alcanzan los menores valores aproximadamente 15 Km/h entre los meses de mayo y octubre la circulación de los vientos alrededor de los edificios permiten refrescar el entorno y que la ganancia de calor de la carga térmica sea menor lógicamente en esto influyen otras variables. En le caso de la humedad relativa históricamente los valores promedios de esta magnitud oscilan entre 78.9-82.4 % durante todo el año esta humedad relativa por citar un ejemplo influye en la cantidad de calor que se transfiere y se filtra en la carga térmica aunque se puede apreciar que los valores promedios tienen una variabilidad de 4 %.

### **2.3 Identificación paramétrica del consumo de GLP (Gas licuado) del hotel Blau Costa Verde mediante la interacción con las variables climatológicas y datos de explotación.**

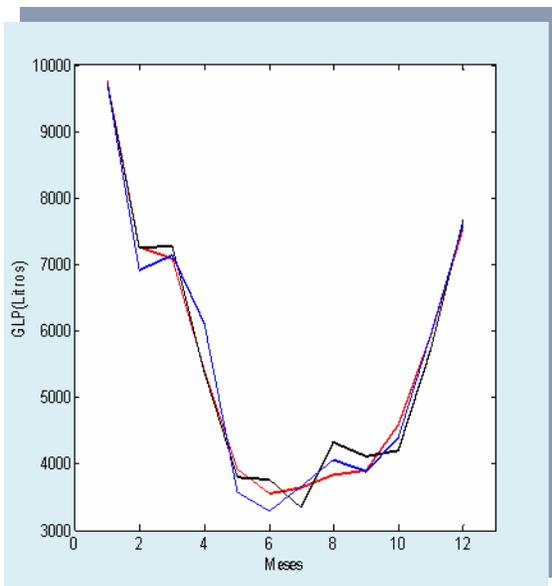
Con la ayuda del Toolbox de Identificación de Matlab inicialmente se realizó una identificación del modelo perimétrico que relaciona las Habitaciones Días Ocupado (HDO) con el consumo de GLP del Hotel Blau Costa Verde .Es importante para la planificación energética en los hoteles contar con una herramienta que permita pronosticar el consumo de los portadores. La siguiente modelación resulta una vía de solución.

Las técnicas de identificación de sistemas han cobrado gran relevancia en diversas áreas del conocimiento donde se requiere de un modelo para fines de análisis, predicción, simulación, diseño y control.



**Figura 2.13** Datos de entrada y salida del sistema

A partir de los valores de la figura 2.13 se obtuvo la modelación matemática del consumo del GLP del hotel caso de estudio partiendo de los datos experimentales. Se tomó como datos de entrada  $U1$  los valores promedio de HDO y como variable de salida  $Y1$  los valores promedio del consumo de GLP en litros. El resultado que se expone es una muestra de que se puede utilizar esta técnica para la planificación energética.



**Figura 2.14** Datos de salida del sistema y de los modelos ARX 331 y ARMAX 2221



Se empleo todo el set de modelos paramétricos. Las estructuras que reflejaron el mejor resultado fueron la ARX (autoregresión con variable exógena) y el modelo ARMAX, el cual ofrece mayor flexibilidad al modelo anterior incorporando un término conocido como media en movimiento del ruido blanco. Los resultados de la modelación en comparación con la salida de sistema se pueden apreciar en la figura.2.14. En esta figura la línea negra refleja las salidas reales, la roja la salida del modelo ARX 331 de tercer orden con un ajuste de 87% y la azul la salida del modelo ARMAX 2221 de segundo orden con ajuste de 82%.

El modelo de mayor orden brinda el mejor ajuste y se puede emplear para la planificación energética, pero se sugiere incorporar otras variables a la entrada del sistema para perfeccionarlo.

A continuación se exponen las estructuras de los modelos con sus respectivas funciones de transferencia.

### **ARMAX 2221**

$$A(s) y(t) = B(s) u(t) + C(s) e(t)$$

$$A(s) = s^2 + 2.457 s - 4.574$$

$$B(s) = -1.076 s - 4.313$$

$$C(s) = s^2 + 4.58 s + 0.05322$$

$$-1.0763 s - 4.3131$$

-----

$$s^2 + 2.4571 s - 4.5743$$



### ARX 331

$$A(s) \text{ y } (t) = B(s) u(t) + C(s) e(t)$$

$$A(s) = s^3 + 0.3875 s^2 - 0.5722 s - 0.2667$$

$$B(s) = -0.517 s^2 - 0.691 s - 0.2244$$

$$C(s) = s^3 + 1.772 s^2 + 1.241 s + 0.317$$

$$-0.51698 s^2 - 0.69102 s - 0.22443$$

-----

$$s^3 + 0.38754 s^2 - 0.57221 s - 0.26669$$

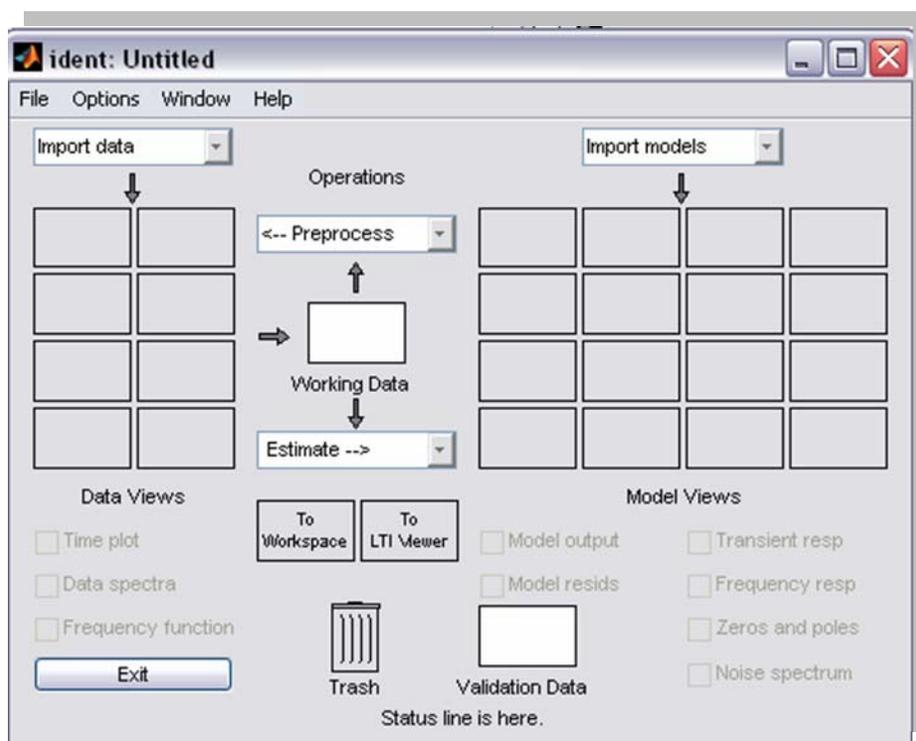
Luego se realizó la validación de los modelos, con datos correspondiente a 2 años característicos y los resultados del ajuste estuvieron entre 81% y .90%.

A provechando la información de las variables climatológica contenida en este mismo capitulo se determinó después de un estudio minucioso que de las variables analizadas, la velocidad del viento predominante es la que mejor se puede integrar como variable de entrada acompañando a las HDO y así obtener un estimador más preciso del consumo de GLP .

Esta variable climatológica tiene que ver con el consumo de GLP de un Hotel ya que el viento lleva implícito las propiedades del aire. En el caso específico de los hoteles de sol y playa en los cuales el calor se hace más intenso, al estar sometido a los vientos provenientes del mar .Este aspecto favorece la disipación de calor de los edificios que componen al hotel .Además esta instalación esta aislada de otras por lo tanto el efecto de los vientos se hace más perceptible.

Entre los valores medio de velocidad del viento predominante mensual y consumo de GLP promedio mensual existe una determinación lineal de  $y = 638,44x - 7267,6$  con el coeficiente de determinación de  $R^2 = 0,78$ . Las demás variables climatológicas no presenta un buen índice de determinación con el consumo de este portador energético. A medida que aumenta la velocidad del viento predominante se enfría más el edificio, como consecuencia de esto hay menos trabajo de compresión en las enfriadoras esto a su vez disminuye el calor recuperado en los condensadores y como consecuencia los calentadores de apoyo que consumen GLP deben trabajar más .,

Para este caso se utilizó la misma herramienta del Matlab (Toolbox de Identificación) (ver figura 2.15).

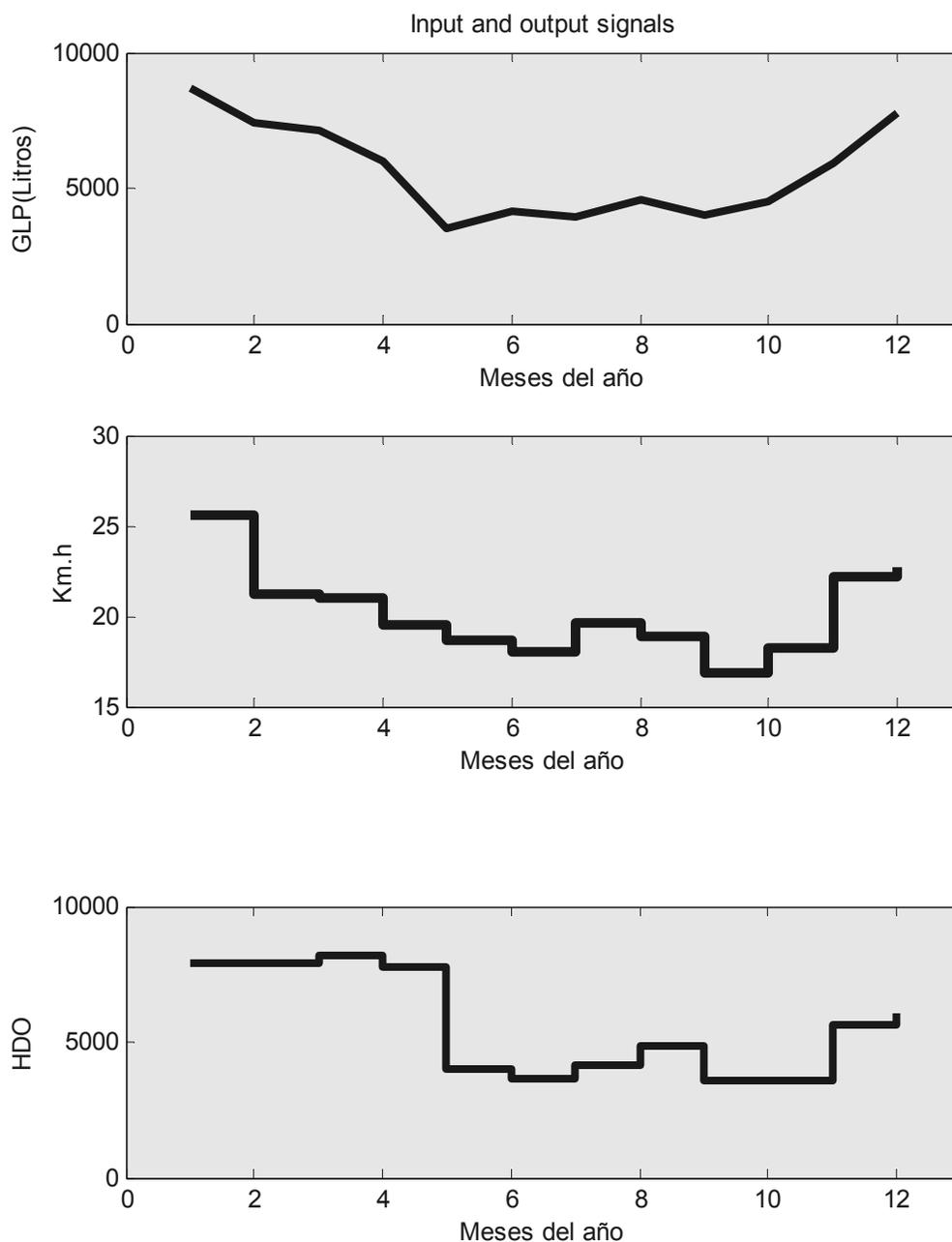


**Figura 2.15. Toolbox de Identificación**

Los datos empleados para esta identificación aparecen en la figura 2.16 de forma gráfica. Se tomó como entradas los valores promedio de HDO de los años de 2000



hasta el 2007, del Hotel objeto de estudio y el promedio de igual tiempo de la velocidad del viento predominante de los datos climatológicos de esta zona ([ver Anexo 2](#)). En la variable de salida el promedio de consumo de GLP de estos años en este hotel.



**Figura 2.16 .Datos de entrada y salida del sistema**

El modelo que relaciona HDO, velocidad del viento predominante con el consumo de GLP tiene la siguiente estructura con sus respectivos valores:

### ARMAX 2221

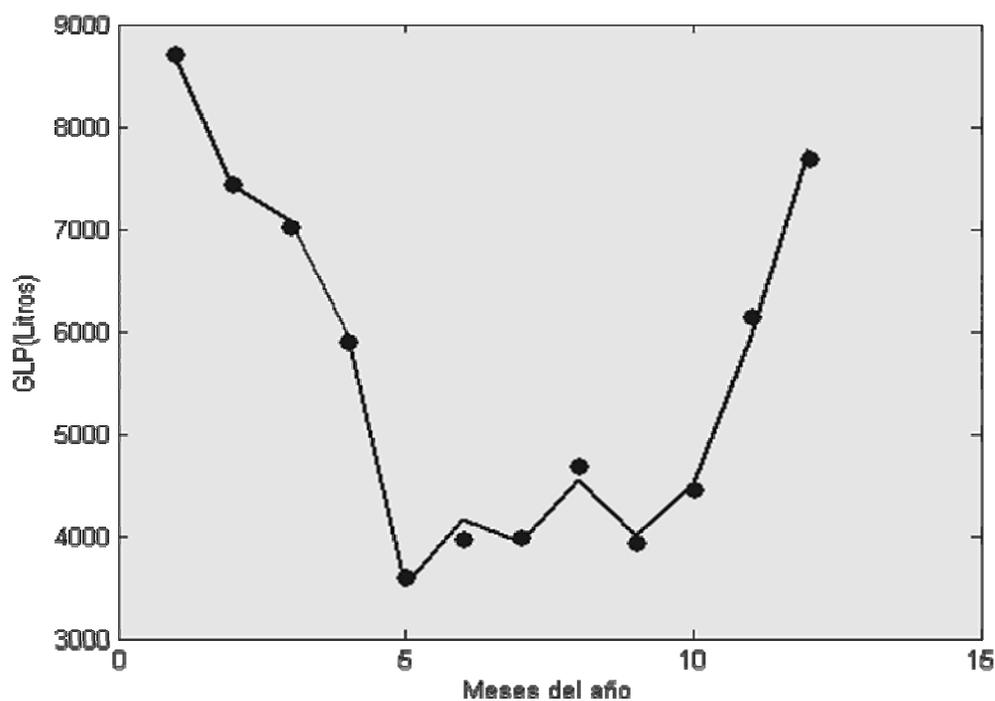
- $A(s) y (t) = B(s)u(t) + C(s)e(t);$

$$A(s) = s^2 - 0.1664 s - 0.4594$$

$$B1(s) = 177.5 s + 1.251$$

$$B2(s) = -0.8462 s - 0.4497$$

$$C(s) = s^2 + 0.9309 s + 0.2576$$



**Figura.2.17** Datos de salida del sistema y del modelo ARMAX 2221



Este modelo de auto-regresión de variable exógena indica un ajuste de 93,8% como el mejor. El resultado de esta modelación es apreciable en la figura 2.17 donde la línea representa la salida real del sistema y los puntos son las salidas del modelo el cual no está muy lejos a la realidad del sistema.

#### **2.4 Identificación mediante redes neuronales del consumo de GLP del hotel**

##### **Blau Costa Verde mediante la interacción con las variables climatológicas y datos de explotación**

Estudios precedentes proponen mejores resultados a la hora de estimar valores de consumo si se tienen en cuenta las variables climatológicas como factor que interviene en este. Estas son vistas como factores de carga térmica relacionados con los espacios climatizados en utilización, ya que las mismas tienen influencia en el uso de la climatización. También presentan influencia en el sistema de servicio de agua caliente en Hoteles el cual es un gran consumidor de energía en estas instituciones.

Para mejorar los pronósticos de consumo ha aparecido una tendencia en las investigaciones. Esta tendencia es la incorporación del empleo de técnicas de inteligencia que permitan encontrar índices de consumo más representativos y precisión en la estimación de los mismos.

La Inteligencia Artificial es actualmente una rama de la ciencia con extensa aplicación en diversos campos del conocimiento, en particular para reproducir patrones, optimizar, controlar y dirigir complejos sistemas donde las soluciones analíticas son en extremo complicadas, poseen incertidumbres, son tediosas, difíciles o requieren de un personal experto y de largos períodos de investigación, etc.

Los procedimientos más generalizados actualmente de estas técnicas son las redes neuronales artificiales (RNA), los algoritmos genéticos (AG), la lógica difusa y la combinación de éstas.

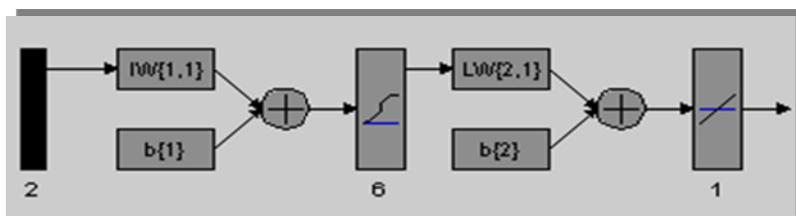
El uso de redes neuronales adquiere un papel protagónico debido a su rapidez y exactitud en los resultados una vez entrenadas satisfactoriamente, es por ello que entrenamos una red neural para una simple estimación de consumo de GLP a través de datos de entradas como es Habitaciones días Ocupados y la velocidad del viento predominante, esta será comparada con el modelo auto-regresión de variable exógena que se obtuvo con el Toolbox de identificación de Matlab, pues para este se tomo las mismas variables de entrada y de salida.

Existen diversas topologías de redes, por tanto debe escogerse la red que mejor se adapte al problema existente.

### **2.4.1 Resultados del modelo de predicción del consumo de GLP mediante el uso de redes neuronales artificiales**

En este caso se seleccionó una RNA de dos capas a del tipo Feed-Forward BackPro que es una de las topologías más poderosas. La selección de este tipo de red responde a sus potencialidades en la solución de problemas de ingeniería y su efectividad a la hora de resolver problemas complejos.

El modelo propuesto se resume en la figura 2.18 y será el utilizado en este caso.



**Figura 2.18. Estructura de la red creada**

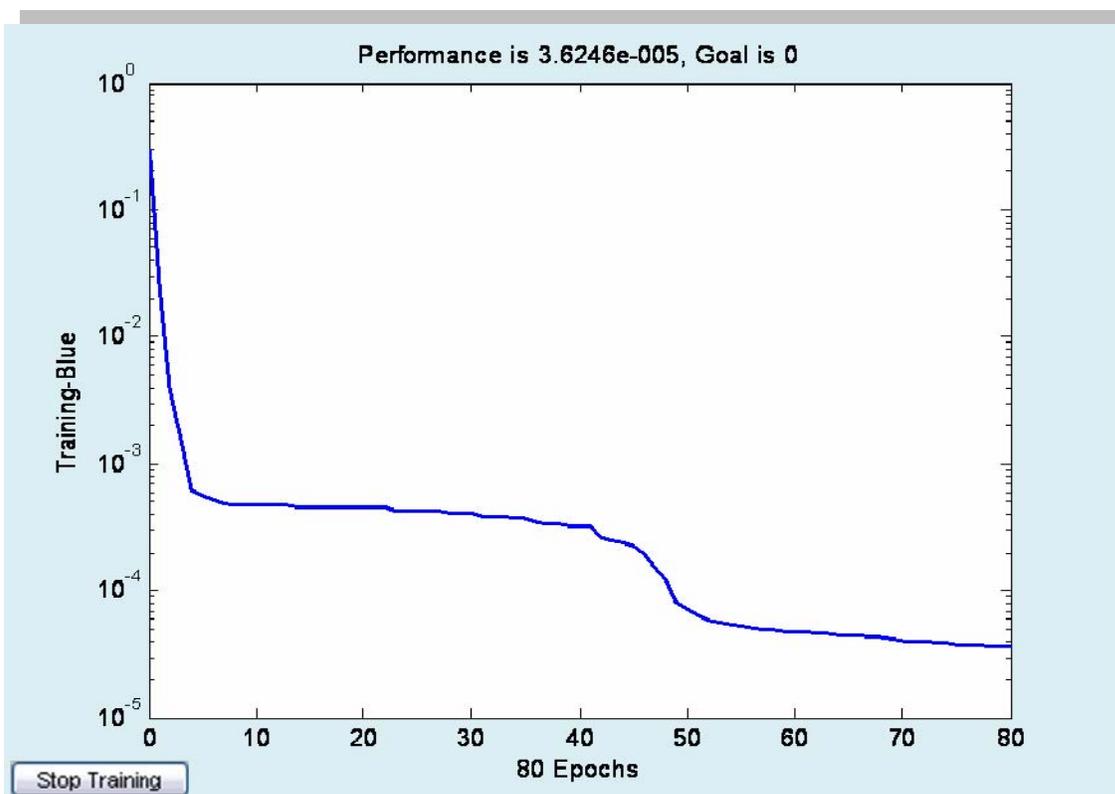
### **Característica y Entrenamiento de la RNA**

La red neuronal escogida, utiliza en la primera capa una función del tipo logsig (logarítmica sigmoide) lo que le permite aprender a la red de elementos lineales y no lineales entre los vectores de entrada y los de salidas, esta capa esta integrada por 6 neuronas. En la segunda capa (capa de salida) se utiliza una función del tipo purelin ya que con esta la red puede tomar cualquier valor y esta conformada por una única neurona. La función de

entrenamiento escogida para esta red fue Trainlm porque es la que mejor ofrece resultados en aplicaciones de ingeniería, ya que esta consigue llegar al valor meta cero con más rapidez que las demás funciones de entrenamiento.

El entrenamiento de la red neuronal se realizó por el procedimiento supervisado de retropropagación de errores con 12 juegos de datos que corresponde al promedio de los meses del año obtenido de la data de los años 2000 al 2007. Estos datos fueron trabajados para el entrenamiento. Son normalizadas todas las variables con el objetivo de mantener los valores de las variables en el intervalo [0,1] lo cual es de cierta forma una ventaja para el trabajo de cálculo.

En la figura 2.19 podemos ver el entrenamiento de la red, esta está adiestrada para disminuir el error al valor mínimo posible en 80 épocas. En otros tipos de redes comúnmente se entrenan para poner en el cero error y su error comúnmente encubre un rango muy mayor.



**Figura 2.19** Resultado de entrenamiento



La aportación de cada nueva iteración en términos de reducción del error cuadrático medio es despreciable a partir de las 80 iteraciones. Las matrices de pesos y polarizaciones de esta red son los siguientes:

**Matrices de peso.**

- $iW \{1,1\} = [40.155 \ -2.4913; -20.6565 \ -21.5258; 11.3421 \ 22.6002; -24.1648 \ -16.2011; 32.9378 \ 33.6831; 24.0643 \ 16.0719]$ .
- $LW \{2,1\} = [0.61108 \ -2.4898 \ -1.9928 \ -1.1877 \ -0.85809 \ -0.46635]$

**Polarizaciones.**

- $b\{1\} = [-38.503; 35.3333; -29.149; 26.0536; -40.269; -32.2723]$
- $b\{2\} = [4.1026]$ .

Para verificar la calidad de la red y su capacidad de reproducir patrones, se evaluó estadísticamente el error entre la respuesta de la red neuronal y los valores reales registrados para corroborar la calidad de la predicción y de la reproducción del comportamiento del sistema. En la Tabla 2.2 que sigue, se muestran un grupo de valores calculados por la red neuronal comparándolos con los valores reales registrados. Los valores normalizados de GLP se multiplican por 8700 para así obtener la escala real del mismo.

**Tabla 2.2 .Resultado comparativo.**

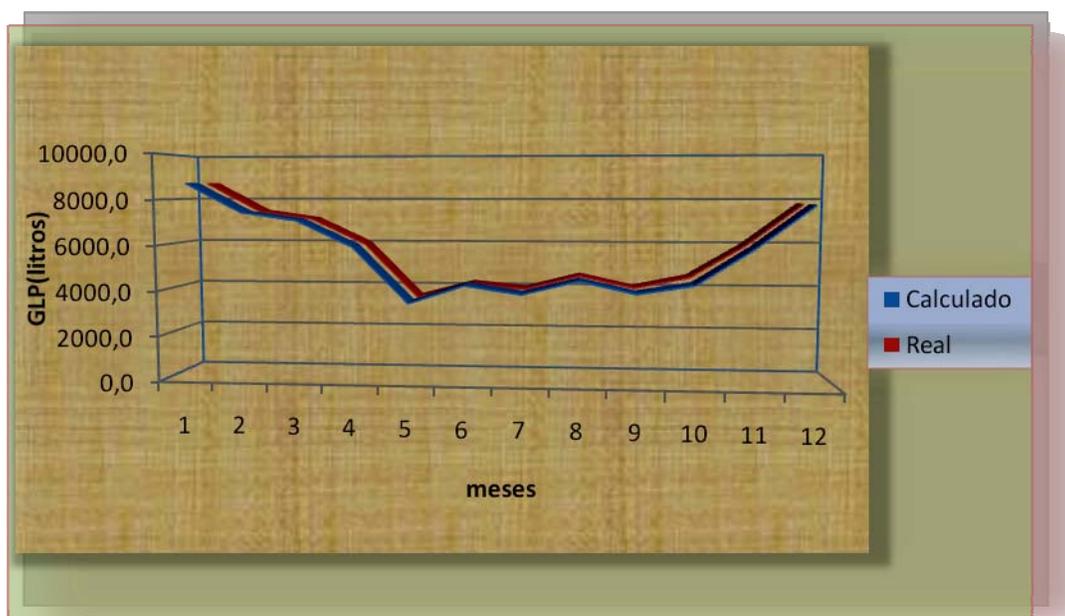
GLP(valores normalizado )		GLP (valores sin normalización)	
Real	Calculado por la red	Real	Calculado por la red
1.0000	1.0000	8700,8	8700,8
0.8549	0.8549	7438,4	7438,3
0.8153	0.8153	7093,9	7093,8
0.6856	0.6856	5965,6	5965,3
0.4050	0.4039	3524,0	3514,3
0.4796	0.4954		

La

0.4523	0.4530	3935,0	3941,5
0.5231	0.5225	4551,4	4546,2
0.4616	0.4597	4016,1	3999,8
0.5184	0.5050	4510,3	4393,9
0.6844	0.6843	5955,1	5954,0
0.8943	0.8942	7781,3	7780,3

predicción se realizó sobre datos ya conocidos por la red, utilizados en su entrenamiento. En este caso contrastamos la eficacia del aprendizaje, es decir, en que medida la red es capaz de replicar la serie objetivo al presentarle de nuevo los mismos datos con los que fue entrenada.

En el gráfico de la figura 2.20 se puede apreciar como la red neuronal reproduce con gran precisión la curva de GLP original, con lo que podemos intuir que el entrenamiento ha resultado un éxito.



**Figura 2.20** Gráfico de curva de GLP real y la ajustada por el modelo en el entrenamiento.



Este modelo basado en Redes Neuronales Artificiales presentó un ajuste entre el modelo real y el simulado de 99.9% .Al compararlo con el modelo **ARMAX 2221** propuesto en el epígrafe anterior (2.3) el cual dio un ajuste de 93,8%, podemos ver lo eficiente que son las Redes Neuronales Artificiales la cual mejoró el ajuste entre las curvas del consumo de GLP real y simulado.

## **2.5 Predicción mediante redes neuronales del consumo de energía eléctrica del hotel Blau Costa Verde mediante la interacción con las variables climatológicas.**

El crecimiento constante del sector turístico en Cuba cobra una importancia cada vez mayor en la economía cubana. Dada a sus características naturales, Cuba es un destino turístico muy atractivo, que promoverá actividades económicas provechosas y generará consumo energéticos específicos relacionados con las necesidades y exigencias de los turistas.

El sector hotelero se caracteriza en general por su elevado, y en ocasiones poco racional consumo energético. La experiencia indica que, a partir de los Diagnóstico Energético realizados que los principales portadores empleados son: Electricidad (80-95%), Gas licuado (5-9%), Diesel combustible (3-7%) y Gasolina (2-5%).Debido a lo que representa el consumo de energía eléctrica en hoteles decimos obtener un método que nos permita estimar el consumo energético de electricidad anual del hotel Blau Costa Verde, teniendo en cuenta la influencia de las variables climatológicas en el mismo.

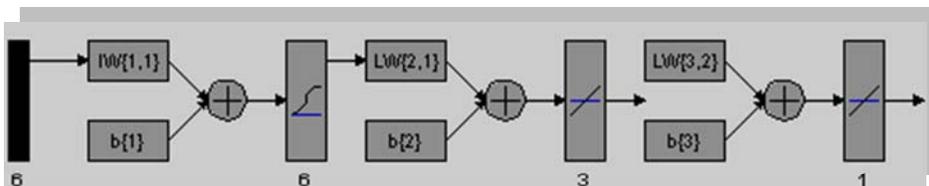
**El clima:** Es uno de los puntos de importancia que se debe tener en cuenta para el análisis del consumo de energía eléctrica en los países del trópico. En ocasiones se puede consumir en una misma habitación hasta 10 veces más energía en verano comparándolo con el consumo de invierno. Ella esta muy relacionada en el caso cubano con la época del año donde los meses de julio y agosto son los de mayor calor en el país y meses como mayo ,junio , septiembre y octubre ,la temperatura promedio son inferiores debido al efecto de incremento de la lluvia y con ello ocurre un descenso de las temperatura exteriores.

El método más conveniente para esta estimación es a través del empleo de técnicas artificiales como son las Redes Neuronales Artificiales, las cuales se pusieron a pruebas en el epígrafe anterior (2.3) y se obtuvo buenos resultados, es por ello que creamos una red neuronal que su entrada esta dada por variables climatológicas y los meses del años, y en la salida estará el consumo de energía eléctrica como variable estimada.

### **2.5.1 Modelo de estimación del consumo de energía eléctrica del hotel caso de estudio mediante el uso de redes neuronales artificiales.**

Para la realización de este modelo se realizó un estudio profundo, donde se analizaron todas las variables climatológicas posibles que podían relacionar y estimar el consumo eléctrico .Los valores que se usaron son medios mensuales obtenidos de una base de datos.

El modelo neuronal escogido es del tipo Feed-ForwardBackPro y presenta tres capas en la que se incluye una capa oculta con tres neuronas .Este modelo propuesto se resume en la figura que se presenta a continuación.



**Figura2.2.Estructura de la red propuesta**

Se realizaron varias pruebas y entrenamientos ya que uno nuestro objetivo será dotar a la red de un número adecuado de neuronas en la capa oculta para que sea capaz de aprender las características de las posibles relaciones existentes entre los datos de la muestra. Demasiadas neuronas podrían llevarnos a un *sobre-ajuste*, la red memorizaría el conjunto de datos de entrenamiento y para valores pertenecientes al mismo su precisión sería casi absoluta. Sin embargo si le presentamos valores desconocidos fallaría estrepitosamente, dado que como



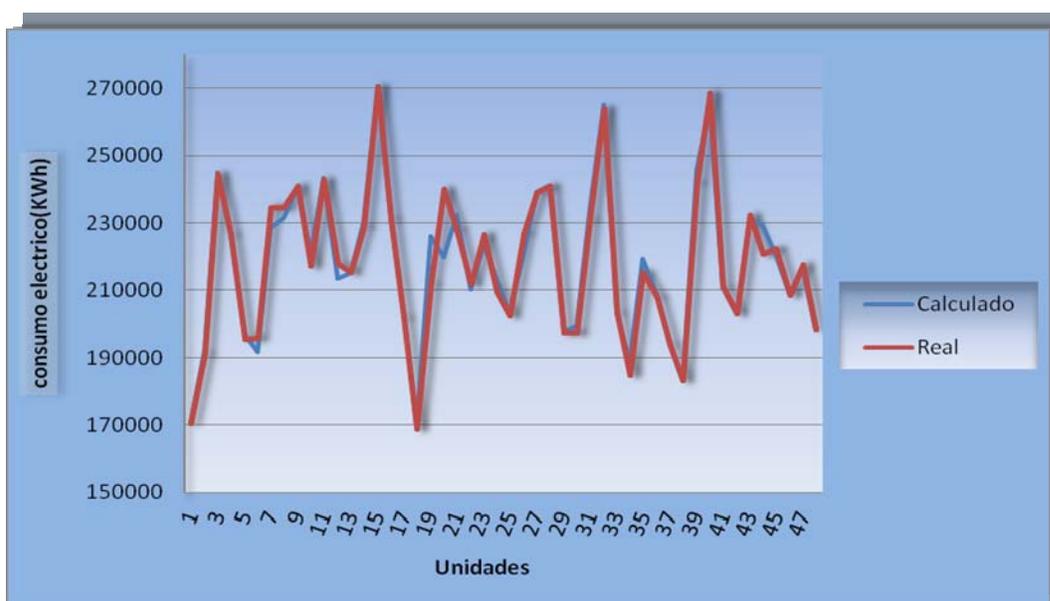
consecuencia del sobre-ajuste sería incapaz de *generalizar*. Por otra parte si el número de neuronas en la capa oculta es reducido podremos llegar a una situación de *sub-ajuste*, en la cual la red no sería capaz de aprender ciertas relaciones existentes entre las variables. Aprovechando las propiedades atribuidas a las RNA Unidireccionales (*Teorema de Hornik-Stinchcombe-White*, Hornik *et al.*, (1990)), nuestro objetivo será aproximar la curva de carga, dado el conjunto de datos disponible, para posteriormente poder realizar predicciones sobre valores futuros. En los entrenamientos la capa oculta se le dio números de neuronas desde 16 como inicio hasta las 3 neuronas en la cual se obtuvo los valores deseado, Este cambio se debió al sobre-ajuste que presentaba la red en algunos casos ya que lo que hacia era memorizar.

### **2.5.2 Característica y entrenamiento de la RNA.**

La red neuronal escogida, presenta 6 vectores de entradas, 5 de estos son las siguientes variables climatológicas: Tamb, Presión Atmosférica, velocidad del viento predominante, HR y total de lluvias mensuales .y el sexto vector son los meses del año. Esta red esta compuesta por 3 capas, en la primera capa utiliza una función logsig y tiene en ella 6 neuronal que representa los vectores de entrada. En la capa oculta la función que tiene es purelin y son 3 tres las neuronal la que la forma .Y en la capa de salida la función que presenta es igual que la de la capa oculta pero solo tiene una neurona ya que este modelo solo tiene un solo vector de salida que es la energía eléctrica. La función de entrenamiento fue Trainlm y se empleo el método de los mínimos cuadrados (MSE).

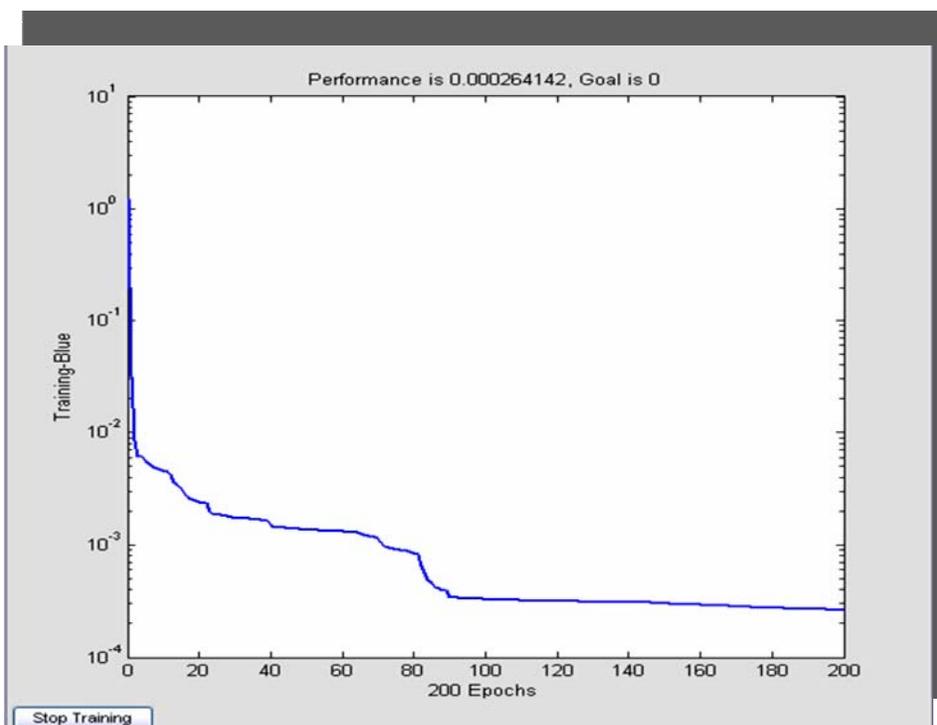
El entrenamiento de la red neuronal se realizó por el procedimiento supervisado de retropropagacion de errores con 60 juegos de datos obtenidos de una base de datos. De ellos los 48 primeros son para el entrenamiento ([ver Anexo 3](#)), los que se corresponde a los meses de los años del 2002 al 2005 y los 12 restantes se utilizaron para la validación, estos valores corresponde a los meses del año 2008. Para verificar el aprendizaje de la red y su capacidad de reproducir patrones, se evaluó la

respuesta de la red neuronal con respecto a los valores reales y se corroborar la calidad de la predicción y de la reproducción del comportamiento del sistema. Al hacer un gráfico de dispersión entre estos dos conjuntos de datos el coeficiente de determinación que se obtuvo entre esta dos curvas fue de  $R^2 = 0,96$ . En la siguiente figura se aprecian las dos curvas, la real y la simulada por la red en el proceso de aprendizaje.



**Figura 2.22. Gráfico de curva del consumo eléctrico real y simulada por la red en el entrenamiento.**

La red disminuyó el error al valor mínimo posible en menos de 200 épocas, como se puede apreciar en la figura 2.23. La aportación de cada nueva iteración en términos de reducción del error cuadrático medio es despreciable a partir del número óptimo de iteraciones, en este caso el número óptimo es 200. Los resultados de entrenamiento se pueden apreciar en la figura siguiente y para los parámetros de entrenamiento [\(ver Anexo 4\)](#)



**Figura 2.23 .Resultado de entrenamiento.**

Las matrices de pesos y polarizaciones de esta red son los siguientes:

**Matrices de peso.**

- $iW \{1,1\} = [4.943 \ -10.9434 \ 16.1925 \ 6.5589 \ -4.938 \ -22.9943; -4.2736 \ -25.3003 \ 1.9406 \ 5.4536 \ 1.7363 \ 18.1684; -7.9908 \ 32.6435 \ -14.0324 \ -13.8436 \ -22.3775 \ 1.6443; -11.6511 \ 25.3507 \ -24.987 \ -8.6091 \ 8.5142 \ 39.5615; 5.1955 \ 13.6159 \ 6.0061 \ -5.8298 \ -0.71591 \ -11.5153; 4.1774 \ 11.662 \ 10.9787 \ -4.3115 \ -0.95013 \ -9.1377].$
- $LW \{2,1\} = [0.64766 \ -1.1857 \ 0.11587 \ -0.19099 \ -3.6245 \ 2.795; 0.10324 \ -2.5223 \ -0.65167 \ 0.1618 \ -6.7284 \ 3.7325; -0.64898 \ -4.2445 \ 0.45898 \ -0.26012 \ -8.2499 \ 4.944]$
- $LW \{3,2\} = [4.7549 \ 8.7055 \ 10.8175]$

**Polarizaciones.**

- $b\{1\} = [17.9727; 0.27559; 11.6669; -38.1068; -0.41673; -4.804]$
- $b\{2\} = [1.1557; 3.4611; 2.9945]$



- $b_{\{3\}} = [1.6175]$ .

### 2.5.3 Validación del modelo.

En la siguiente tabla 2.3 se muestra los datos que se reservaron para la validación de la red: Esto no es más que predicción con datos no conocidos por la RNA ya que estos no fueron usados en el entrenamiento.

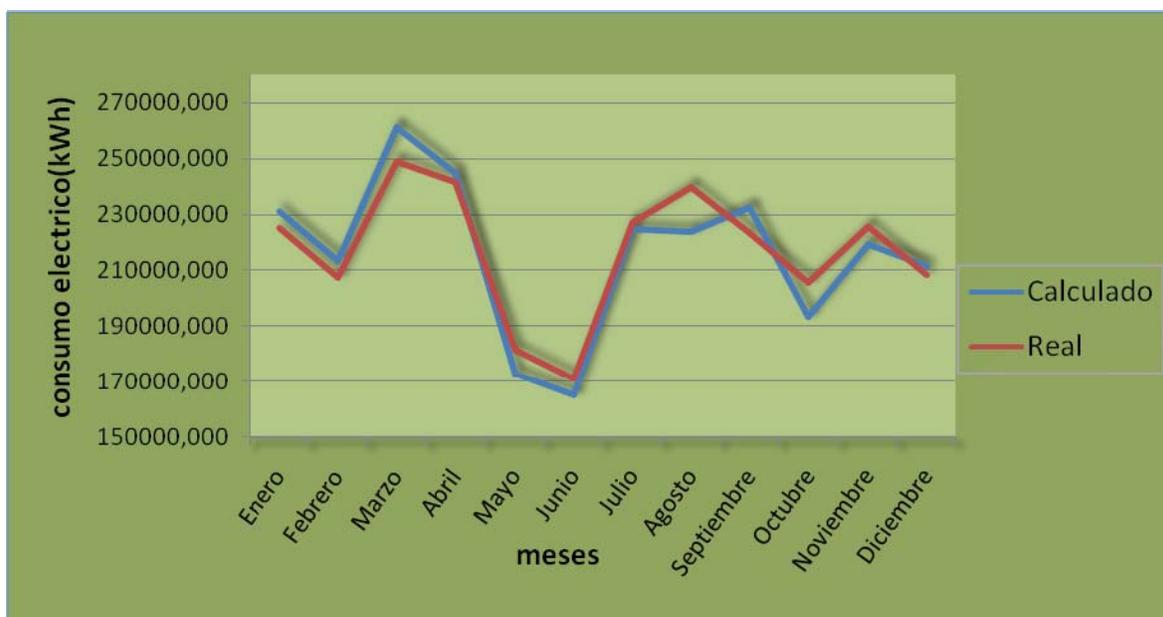
**Tabla 2.3 Datos para validar y valores estimados por la red.**

Variables de entrada(para validación)correspondiente al año 2008							
Meses	T.am b (°C)	Presión Atmosfé rica	Total de lluvias mensuales (mm)	Velocidad. del viento predominante (Km/h)	Hr (%)	Salida estimada por el modelo neuronal(kWh)z	Consumo real de energía eléctrica (kWh)del año 2008
Enero	24,6	18,3	12,3	23,9	78,3	231207,705	225647,38
febrero	24,9	17,6	4,3	19,4	77,3	213790,725	207713,25
Marzo	25,6	16,5	9,0	20,2	79,3	261687,42	249014,25
Abril	25,7	16,0	7,3	19,6	77,8	244919,52	241861,25
Mayo	27,1	14,9	8,8	19,9	81,8	173006,865	181552,63
Junio	28,0	15,8	6,8	17,8	83,3	165244,95	171401,63
Julio	28,5	16,7	10,0	19,0	82,5	225095,535	227495,88
Agosto	28,8	15,7	12,0	17,2	80,8	224203,05	239833,50
Septiemb re	28,4	13,6	14,3	17,6	80,8	232695,18	223713,50
Octubre	27,9	13,0	16,3	16,4	81,0	193534,02	205794,50
Noviembr e	27,1	15,4	15,5	21,1	78,0	219767,67	225715,00
Diciembre	25,8	17,1	12,3	20,9	78,8	211627,125	208512,00

--	--	--	--	--	--	--	--

La red procesará esta nueva información teniendo en cuenta las relaciones aprendidas en el entrenamiento y que guarda (recuerda) en forma de vector de pesos sinápticos. La salida de la red no será más que la predicción.

Como se puede apreciar en la tabla anterior la estimación del consumo eléctrico mensual realizada por la red con respecto a los reales no es muy exacta pero al trazar un gráfico del comportamiento mensual la de la curva de demanda real y la simulada el ajuste que nos da es de 91,1% siendo lo suficientemente reducido como para admitir la capacidad predictiva del modelo, lo que permite utilizar esta herramienta para una estimación no igual pero si cercana a la realidad del proceso. En la figura 2.24 se puede ver la representación gráfica de la curva real y la estimada por la RNA.



**Figura 2.24. Gráfico de curva del consumo eléctrico real y simulada por la red en la validación.**

Atendiendo a la representación gráfica se puede apreciar como el perfil de la



curva de carga generada por la red se aproxima a la curva real con una precisión aceptable y no presenta alteraciones considerables en cuanto a la dinámica del objeto ya que las dos siguen la misma trayectoria en el transcurso del año.

Al realizar una sumatoria al consumo eléctrico mensual para ver el consumo eléctrico anual del año 2008 nos dio 2596779,765kWh y el consumo anual para este mismo año estimado por la red dio 2608254,75 kWh, la diferencia que existe entre el real y el estimado es de que 11474,99 kWh. Este valor al llevado en porciento con respecto al consumo real de hotel en este año solo representa un 0,433%, la cual es poco notable con respecto a los valores elevados que representó el consumo eléctrico en el hotel caso de estudio en el año 2008.



## **CAPÍTULO III: COMPORTAMIENTO E IDENTIFICACIÓN DE LOS SISTEMA DE IMPULSIÓN DE AGUA FRÍA Y AGUA CALIENTE DEL HOTEL**

---

### **3.1 Introducción.**

En este capítulo se hace un estudio de la climatización centralizada del hotel Blau Costa Verde ya que es el área donde más se consume energía eléctrica en esta instalación. Se describe los procesos que forman el sistema de climatización centralizada de este hotel, el sistema de impulsión de agua fría y el sistema de agua caliente sanitaria. A partir de datos obtenidos de una medición realizada a una zona habitacional en el hotel se relacionan las variables del sistema de impulsión de agua fría y se propone una base estructural que es usada para la obtención de un modelo paramétrico y neuronal, los cuales interrelacionan entre si variables de influencia (consumo de electricidad del conjunto motor-bomba, HDO, temperatura ambiente, presión de retorno, temperatura de retorno del agua y el caudal), además se propone un modelo del sistema de agua caliente a partir de las tres temperaturas más importantes en un sistema de ACS del hotel (temperaturas del CPAC, temperatura del CSAC y temperatura de CR))

### **3.2 Descripción del Sistema de Impulsión de Agua Fría (SIAF) donde se relacionan las pruebas experimentales**

El Sistema de Climatización Centralizada del *Hotel Blau Costa Verde* en la actualidad cuenta con una enfriadora (Ver *Figura 3.1*). La enfriadora debe ser capaz de enfriar toda el agua que se necesita para lograr el confort en todos los locales a climatizar. Se cuenta con 7 zonas a las cuales hay que impulsarles el agua fría. Todas las bombas encargadas de estas funciones (Ver *Figura 3.2*) succionan el agua desde un colector común donde la temperatura del fluido varía entre 7,5°C y 8°C para las condiciones de experimentación.



**Figura3.1. Enfriadora del sistema**

El sistema de bombeo, se realiza a flujo variable, consta con una bomba en funcionamiento y una de reserva. Estas son bombas centrífugas de eje vertical con las bocas de aspiración e impulsión en línea, y motor normalizado, con un caudal de  $42 \text{ m}^3/\text{h}$  y una altura de presión o carga de 60 m. El fluido se succiona desde un colector al cual llega toda el agua del retorno de las diferentes zonas de bombeo en el que se produce un intercambio de fluidos para garantizar que el agua de retorno alcance nuevamente los  $7 \text{ }^\circ\text{C}$ . Este colector está situado por encima del nivel de la bomba a 1,60 m.



**Figura3.2. Bombas del Circuito Secundario de Agua Fría**

El variador de velocidad (V.V.) que se encuentra instalado es de la firma TELEMECANIQUE (Altivar 28) los mismos presentan las siguientes características de funcionamiento (Ver figura 3.3):



- El Altivar 28 es preajustado de fábrica para las condiciones de uso más habituales.
- Frecuencia nominal del motor: 50 Hz.
- Tensión de motor: 230 V ó 400 V, según el modelo.
- Rampas: 3 segundos.
- Mínima velocidad: 0 Hz.
- Máxima velocidad: 50 Hz.
- Funcionamiento a par constante con control vectorial de flujo sin captador.
- Adaptación automática de la rampa de deceleración cuando hay sobretensión en el frenado.
- En caso de que los valores mencionados sean compatibles con la aplicación puede utilizarse el variador sin modificar los ajustes.
- Una configuración de la frecuencia del motor en caso de que no sea de 50 Hz.
- Tiene rampas de aceleración y desaceleración.
- Ajustes de velocidad mín. y máx.
- Ajustes de la corriente de protección térmica del motor, a la intensidad nominal que figura en la placa de característica del motor.
- Ganancia proporcional del regulador.
- Ganancia integral del regulador.
- Potencia de 15 kW.



**Figura. 3.3 Variador de velocidad (V.V.)**

### **Características del fluido.**

El Sistema de Climatización Centralizada conocido también como Sistema de Agua Helada, consiste en una unidad central que agrega agua a temperatura aproximadamente de 7 °C, la cual es distribuida por medio de tuberías a las habitaciones y las áreas comunes.

La unidad adsorbe el calor generado por el edificio (zonas habitacionales) por medio del evaporador que es un intercambiador de calor donde circula agua fría por un lado, y refrigerante por el otro. El agua sale del evaporador aproximadamente a 7 °C, y regresa al mismo con una temperatura entre 10 °C y 12 °C. El diferencial de temperatura entre el envío y retorno no debe superar los 5 °C.

El agua como líquido se comporta anormalmente, su presión de vapor crece con rapidez a medida que la temperatura se eleva y su volumen ofrece la particularidad de ser mínimo a 4°C.

### **Características de la red hidráulica.**

Está compuesta por una compleja red de tuberías de PVC que viaja a través de las azoteas de los edificios. Estas tuberías tanto en el envío como en el retorno no tienen ramificaciones y poseen una distancia aproximada en ambos casos de 260 m. Estas



tuberías tienen un diámetro de 3 pulgadas. A partir de la reducción del diámetro de la tubería se producen las ramificaciones en los patinejos hasta llegar a los fancoils en cada habitación. Esta red de tuberías constituye una maya compleja por lo que la impedancia hidráulica de la red varía en función de la carga térmica que se esté utilizando.

### **Carga térmica.**

La carga térmica como en todos los casos es la que demanda el caudal necesario para el confort, ligada estrechamente con la temperatura existente en cada uno de estos locales. Sucede que mediante el proyecto de diseño se determinan las características de los fancoils para garantizar el intercambio de calor necesario para la climatización.

#### **3.2.1 Selección y característica de las variables para la realización de un modelo de predicción de consumo de energía eléctrica en el SIAF.**

Para la selección de las variables que más intervienen en el SIAF del Hotel Blau Costa Verde se escogió la zona habitacional #6 de las 7 zonas que presenta el mismo para la realización de una prueba experimental. Esta es la más alejada de la Sala de Máquina. Esta zona es un edificio compuesto por tres niveles habitacionales, y cada uno de ellos cuenta con el siguiente número de habitaciones.

- Nivel 1: 19 habitaciones
- Nivel 2: 22 habitaciones
- Nivel 3: 18 habitaciones

El total de habitaciones de la zona estudiada es 59, de estas 16 están ubicadas en las esquinas del edificio entre los tres niveles, donde se efectúa la mayor transferencia de calor por tener dos de sus paredes laterales expuestas al sol.

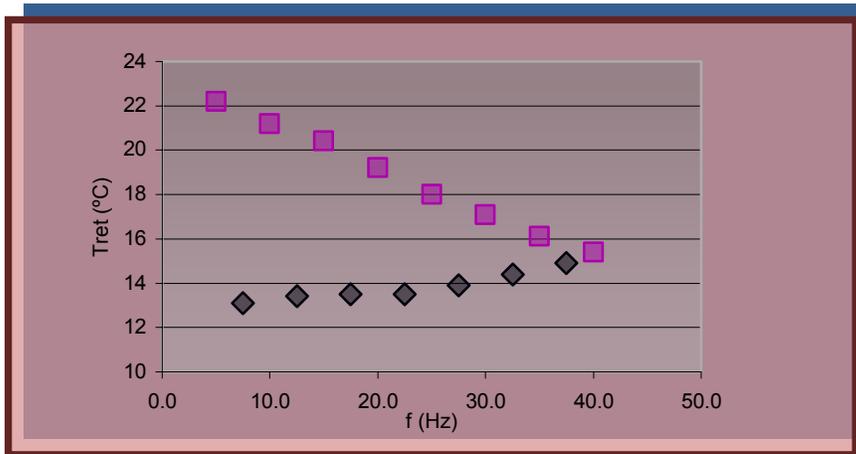
La prueba experimental fue un trabajo de campo donde se midieron los siguientes parámetros a medida que se encendían los fancoils de las habitaciones.

- Caudal a la salida de la bomba (Caudal de envío) [Q (L/min.)]



- Frecuencia del trabajo del motor [ $f$  (Hz)]
- Temperatura del retorno del agua [ $T_{ret}$  ( $^{\circ}C$ )]
- Temperatura ambiente [ $T_{amb}$  ( $^{\circ}C$ )]
- Número de habitaciones climatizadas [No. hab.]
- Presión de retorno [ $P_{ret}$  (bar)]
- Presión de envío [ $P_{env}$  (bar)]
- Velocidad [m/s]
- potencia que consume el conjunto motor – bomba [ $P$  (W) ]

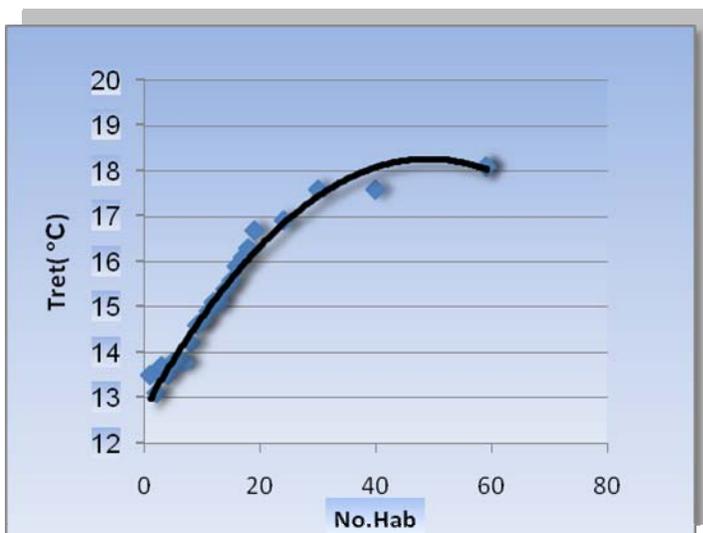
Cada medición se hizo en un tiempo de muestreo específico (4 - 5 min) poder observar los cambios ante cada variación de la carga térmica. Se encendió una a una de manera continua las 18 habitaciones del nivel # 3 de la zona habitacional # 6. En cada habitación se encendieron los equipos electrodoméstico y el fancoil. Al no percibir cambios apreciables en las variables del sistema se fueron encendiendo de 4 en 4 las habitaciones del 2do nivel y finalmente se encendieron las 19 habitaciones del 1er nivel. En esta prueba la presión de envío ( $P_{env}$  (bar) se mantuvo constante, en el tiempo medición la  $T_{amb}$  presentó valores entre 28 y 29  $^{\circ}C$  y no existía ninguna habitación ocupada por lo que permitió un estudio de estas variables sin las perturbaciones que podían ocasionar las personas en el proceso de medición. Las mediciones nos dieron a conocer una dinámica del SIAF y las relaciones de proporcionalidad existente, valores y escalas de las variables. Esta prueba con una ocupación de las habitaciones nula, es decir sin personas dentro de las misma nos dio a conocer la variación de la temperatura de retorno para las diferentes frecuencias de trabajo del motor que acciona la bomba. A medida que aumentamos la frecuencia de 5 Hz a 40 Hz con intervalos de 5 Hz V aparece una disminución de la temperatura de retorno y disminuyendo la frecuencia de 37.5 Hz a 7.5 Hz con intervalos de 5Hz continúa disminuyendo la temperatura. Esto indica que se necesita un tiempo determinado para que la temperatura se establezca en un valor sin pérdidas apreciables en su magnitud (ver figura 3.4).



**Figura 3.4** Gráfico de dispersión de la Temperatura de retorno en función de la frecuencia

Es notable resaltar algunos resultados de las variables que se usaran mas adelante en la obtención de un modelo de predicción.

Una de las variables que se tuvo como base fue el número de habitaciones ya que esta fue la manipulada. Con respecto a esta variable se pude ver proporcionalidad con las otras que serán usadas como son: Tret (°C), Pret (bar), P (W) y Q (L/min.) Por ejemplo al amentar el numero desde la número 1 hasta la número 59 la temperatura de retorno del agua fría aumenta desde 13.1°C hasta 18.1°C (ver figura3.5) siguiendo un comportamiento de un polinomio de 2do orden negativo  $y = -0,002x^2 + 0,224x + 12,77$  y un coeficiente de determinación de  $R^2 = 0,976$



**Figura.3.5 Gráfico de dispersión de la Temperatura de retorno en función del # de habitaciones**

De las mismas mediciones se relaciono el caudal de envío con el aumento del numero de habitaciones .Para el caso de la variable caudal las mediciones se realizaron con un Flujómetro Ultrasónico “Transport Model PT 868” de la firma “Parametric”. Como es lógico el caudal debe aumentar a medida que se incrementa el uso de la climatización de las habitaciones, pues hay que enviar agua fría a muchos más conductos de la red hidráulica. Se observa una tendencia de aumento (ver figura3.6) en estas variables y un coeficiente de determinación  $R^2 = 0.9381$  el que se obtuvo con un polinomio de segundo orden.

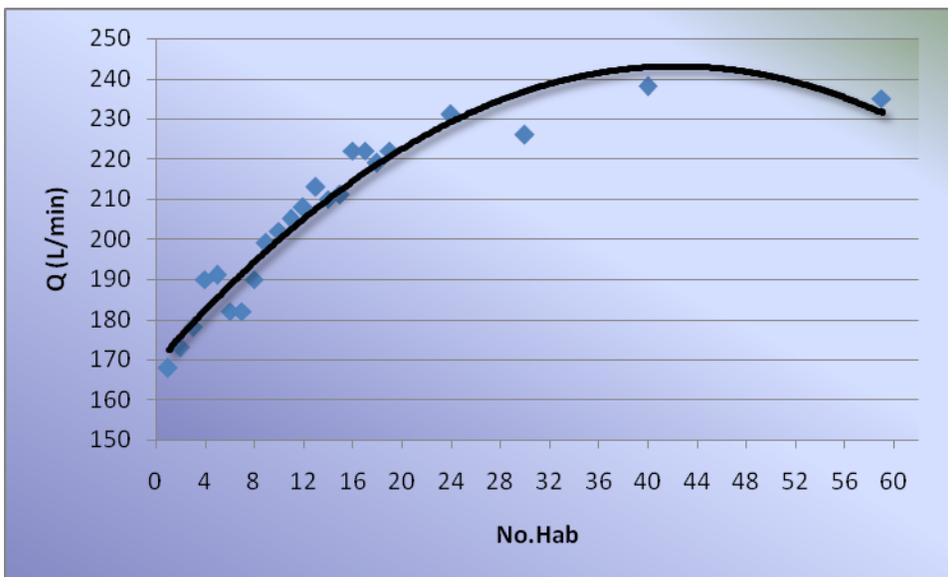
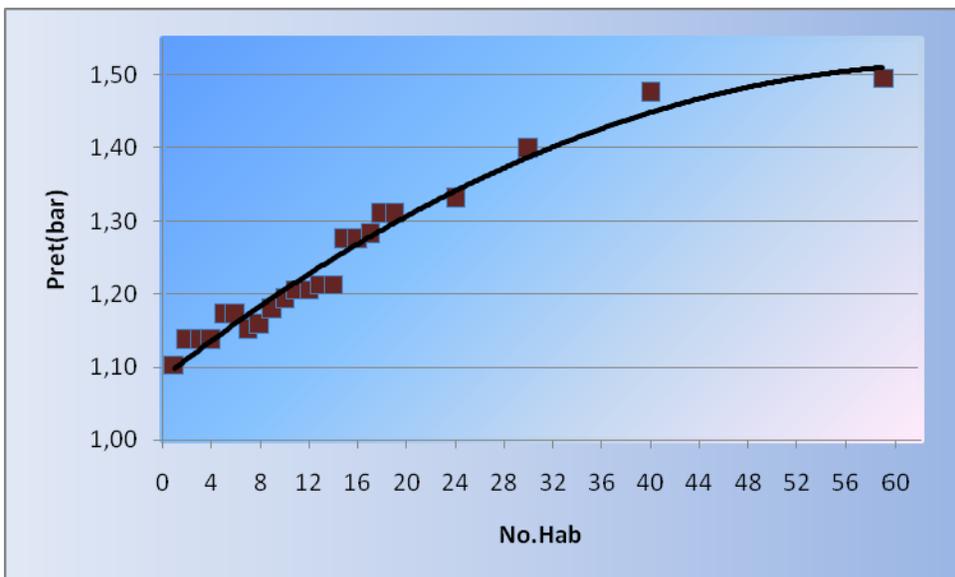


Figura 3.6. Gráfico de dispersión del caudal de envío con respecto al # de habitaciones

La presión retorno de toda la red hidráulica fue medida, después de que el fluido perdiera toda su potencia, esta presenta una dinámica muy parecida a la Tret con respecto al No.Hab, su ecuación esta dada por la forma matemática  $y = -1E-04x^2 + 0,013x + 1,084$  y tiene un coeficiente de determinación de  $R^2 = 0.9696$  en relación al número de Habitaciones Podemos decir que aumentó al aumentar las habitaciones encendidas de una forma proporcional, podemos ver esta relación en la figura siguiente:



**Figura 3.7. Gráfico de dispersión de la presión de retorno con respecto al # de habitaciones**

Otra variable que se estudio su comportamiento debido a su importancia fue la potencia activa consumida por el conjunto motor –bomba. Esta presentó un crecimiento al igual que las demás variables antes expuestas, con relación al aumento de las habitaciones encendidas y su variación fue desde 2458W cuando se tomo la primera medición hasta los 5808W que fue la última medición como se pude ver en el gráfico de la siguiente figura.

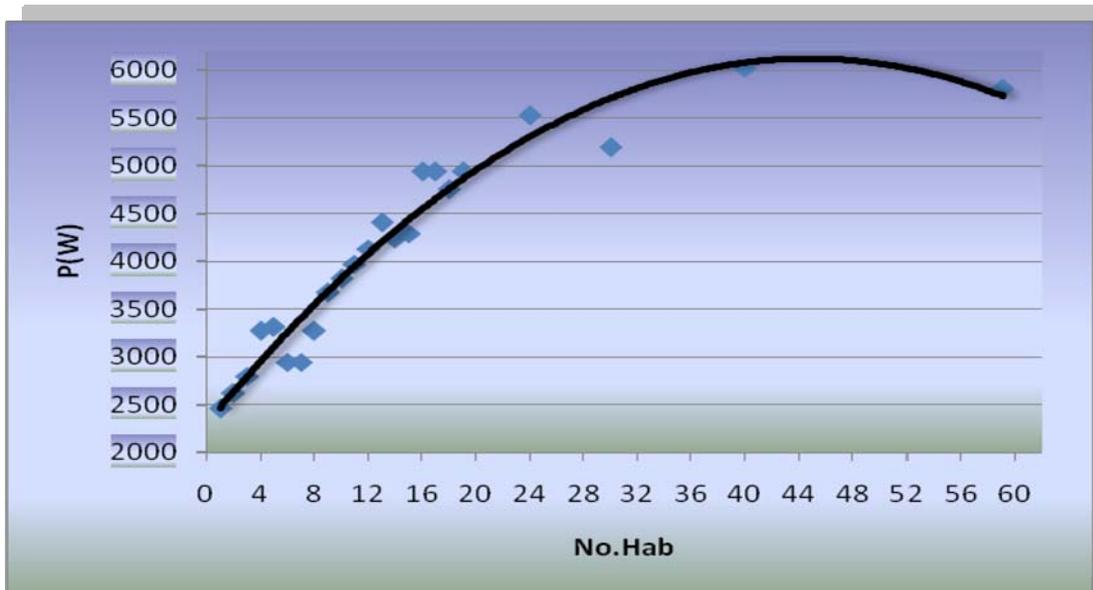
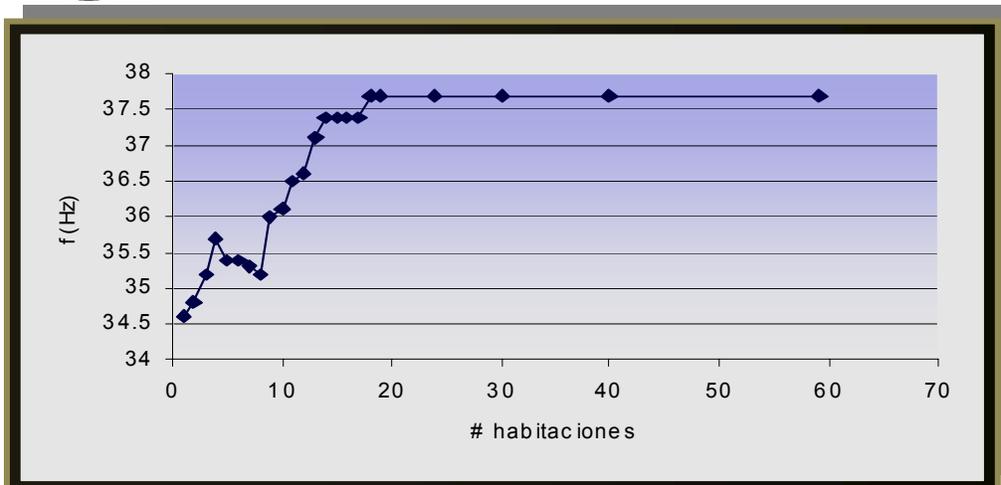


Figura 3.8 Gráfico de dispersión de la potencia en función al # de habitaciones

Al trazar una línea de tendencia en este gráfico nos define una ecuación polinómica de segundo orden con la siguiente expresión  $y = -1,908x^2 + 170,8x + 2300$  con un coeficiente de determinación  $R^2 = 0,951$ .

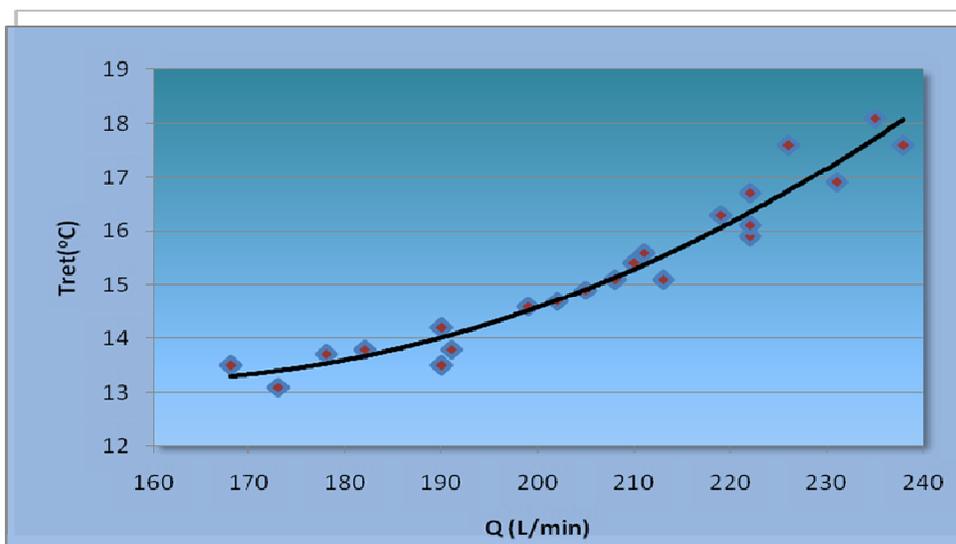
Como última comparación con el aumento del No.Hab es la frecuencia. La regulación por frecuencia es un método compatible con el ahorro de energía en los sistemas de bombeo. La variación de frecuencia a medida que se aumentó el # de habitación que empleaban la climatización fue creciendo de manera lineal desde 34.6 Hz para una habitación, asta 37.7 Hz para 19 habitaciones (ver figura 3.9). A partir de 20 habitaciones, la frecuencia se establece en 37.7 Hz garantizando que la bomba mantenga el trasiego de Agua Fría hasta completar las 59 habitaciones.



**Figura 3.9. Gráfico de dispersión de frecuencia en función del # de habitaciones**

Otras relaciones importante que se pudieron establecer son las existente entre el caudal y las variables tales como:  $T_{ret}$ ,  $P_{ret}$  y la potencia activa que consume el conjunto motor –bomba.

En la figura 3.10 se puede apreciar la relación que existe entre el caudal de envío y la temperatura de retorno, la cual está dada por un polinomio de segundo orden  $= 0,000x^2 - 0,234x + 31,60$  y un coeficiente de determinación de  $R^2 = 0,947$ .



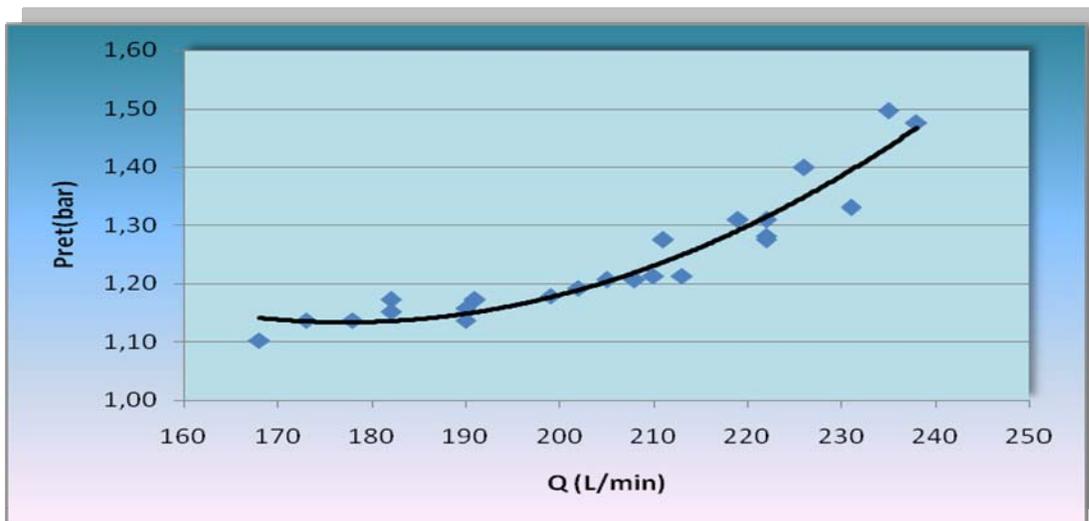
**Figura 3.10. Gráfico de dispersión de la temperatura de retorno con respecto al caudal de envío**

De igual manera se realizó un gráfico de dispersión entre las otras dos variables, la presión de retorno y la potencia que consumio el conjunto motor-bomba durante las mediciones. En el caso de la Pret en relación con el caudal de envío se ve que hubo una proporcionalidad, es decir a medida que aumento uno el otro también esto se puede apreciar en el gráfico de la figura 3.11 y la ecuación de relación es la siguiente:

$$y = 9E-05x^2 - 0,031x + 3,960$$

Con un coeficiente de determinación de

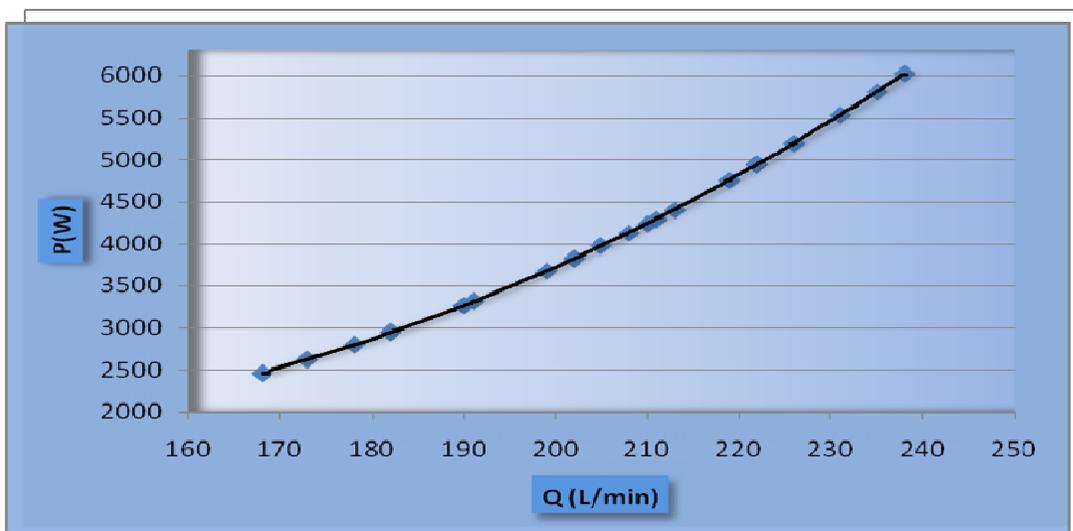
$$R^2 = 0,919.$$



**Figura 3.11** Gráfico de dispersión de la presión de retorno con respecto al caudal de envío.

Para el caso de la potencia activa consumida por el conjunto motor-bomba es apreciable la relación que existe con el caudal de envío. En la figura 3.12, se aprecia

lo antes de dicho de manera gráfica, donde podemos ver la trayectoria creciente de cada una de estas variables.



**Figura 3.12** Gráfico de dispersión de la potencia activa con respecto al caudal de envío.

Al agregarle una línea de tendencia en relación entre estas dos variables se obtuvo como ecuación del gráfico una función lineal de la siguiente forma:

- $y = 50,87x - 6333,$

Con el coeficiente de determinación:

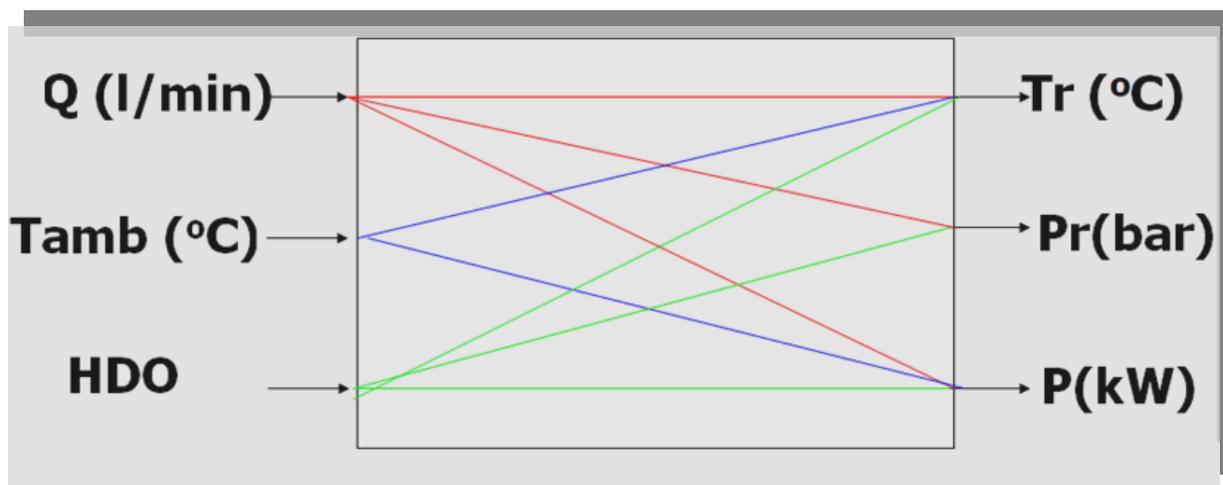
- $R^2 = 0,987$

De todos los coeficientes de determinación que presentaron las relaciones de las variables estudiadas este fue el más elevado a pesar que su ecuación es lineal y otras ecuaciones que fueron polinomios de segundo orden. Para lograr este resultado se realizaron las mediciones eléctricas correspondientes, ante del variador de velocidad. Para esta medición de potencia activa no tuvimos la oportunidad de utilizar un analizador de redes lo suficientemente sensible, que en este caso sería lo más conveniente, por ese motivo en estas mediciones se obtuvieron con un Amperímetro de Gancho de alta sensibilidad, marca **Metrix** ([ver Anexo 7](#)), de esta forma se midió corriente para conocer la potencia.

### 3.2.2 Estructura base para la obtención de un modelo del SIAF.

Después de un análisis detallado del sistema de impulsión de agua fría del Hotel Blau Costa Verde mediante el estudio de campo ante mencionado se propone la estructura base a usarse en la modelación ya sea paramétrica o por redes neuronales artificiales. Estas dos formas de identificación serán usadas en este capítulo para llegar al modelo de predicción más exacto y preciso para este sistema. Las variables se escogieron a partir del análisis técnico correspondiente y después de realizar experimentos exploratorios como fue en el epígrafe anterior se definieron los mejores pares de variables y cuales se relacionaban mejor. Además se pretende integrar todas las variables en un modelo único, porque hasta ahora, los modelos actuales prácticamente se basan en la parte hidráulica del objeto y no en las características térmicas inherentes.

El esquema que propuesto para la modelación es multivariable el cual presenta tres variables de entrada y tres de salida, como muestra la siguiente figura:



**Figura 3.13 .Propuesta de modelación como sistema multivariable del SIAF**



Como se puede ver las variables seleccionadas como entradas fueron la HDO que fue la manipulada en las medición que se tomaron en la zona habitacional #6, las otras son el caudal de envío y la Tamb que es tomada ya que incide en el sistema pues la tubería de la climatización está por encima de el edificio y tienen un gran recorrido, influyendo esto en la variación de la carga térmica. En las variables de salida se presenta la Temperatura de retorno, la presión de retorno y la potencia activa del conjunto motor –bomba del SIAF. En esta figura 3.13 se resalta las relaciones que existe entres las variables de entrada con respecto a las de salida, estas relaciones fueron estudiadas y se plantearon las ecuaciones en el epígrafe anterior, como fueron las dependencia proporcional que existe entre las HDO con la Tret ( $^{\circ}\text{C}$ ), Pret (bar) y P (KW) esta última tiene gran importancia ya que representa el portador de mayor consumo del un hotel pudiéndose usarse para estimar el mismo a través de modelo ,y la dependencia de el caudal de envío con estas misma variables de salidas. En el caso de la Tamb solo incide en dos variables de salida estas son la Tret y la potencia activa, ya que la presión de retorno no depende de esta variable climatológica.

### **3.2.3 Modelación paramétrica para el SIAF.**

Para esta modelación se utiliza el Toolbox de Matlab, este fue usado en el capítulo dos para la obtención del modelo de consumo de GLP de este hotel caso de estudio, pero para este caso el modelo a desarrollar será un modelo MIMO (múltiples entradas – múltiples salidas). Se tomaron de las mediciones experimentales planteadas en el epígrafe 3.2.1 las variables que se proponen en la estructura base. El resultado consiste en un modelo multivariable cuya estructura corresponde a un modelo paramétrico de autorregresión con variable exógena de segundo orden (ARX221).

A continuación se muestra la estructura del modelo en tiempo discreto:

- $A_0*y(t)+A_1*y(t-T)+... + A_n*y(t-nT) = B_0*u(t)+B_1*u(t-T)+ ...+B_m*u(t-mT)+e(t).$



Para más detalles de las matrices que componen esta estructura se sugiere [\(ver Anexo 8\)](#).

Posteriormente mediante la instrucción  $\text{thc}=\text{thd2thc}$  (arx221) se llevó el resultado del modelo, de tiempo discreto a tiempo continuo, determinándose las funciones de transferencia que relacionan las variables de entrada con cada una de las variables de salida, obteniéndose el siguiente resultado:

**Estructura del Modelo (ARX221):**

- $dx/dt = A x(t) + B u(t) + K e(t)$ .
- $y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)$

**Función de transferencia 1:**

$$1.8092 s^5 + 1.8181 s^4 + 4.472 s^3 - 6.1449 s^2 + 1.4084 s + 0.4819$$

-----

$$s^6 + 2.7435 s^5 + 6.4921 s^4 + 9.9984 s^3 - 5.3396 s^2 + 0.10182 s - 0.027729$$

**Función de transferencia 2:**

$$1.7213 s^5 - 4.5067 s^4 - 1.0644 s^3 - 4.4521 s^2 - 0.29952 s + 0.43713$$

-----

$$s^6 + 2.7435 s^5 + 6.4921 s^4 + 9.9984 s^3 - 5.3396 s^2 + 0.10182 s - 0.027729$$

**Función de transferencia 3:**

$$0.40095 s^5 - 1.1334 s^4 - 7.958 s^3 - 12.4876 s^2 + 1.7887 s + 0.7618$$

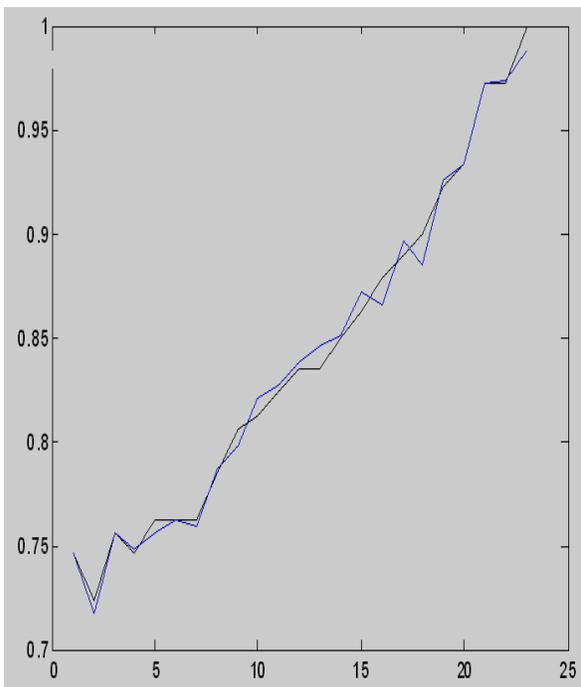
-----

$$s^6 + 2.7435 s^5 + 6.4921 s^4 + 9.9984 s^3 - 5.3396 s^2 + 0.10182 s - 0.027729$$

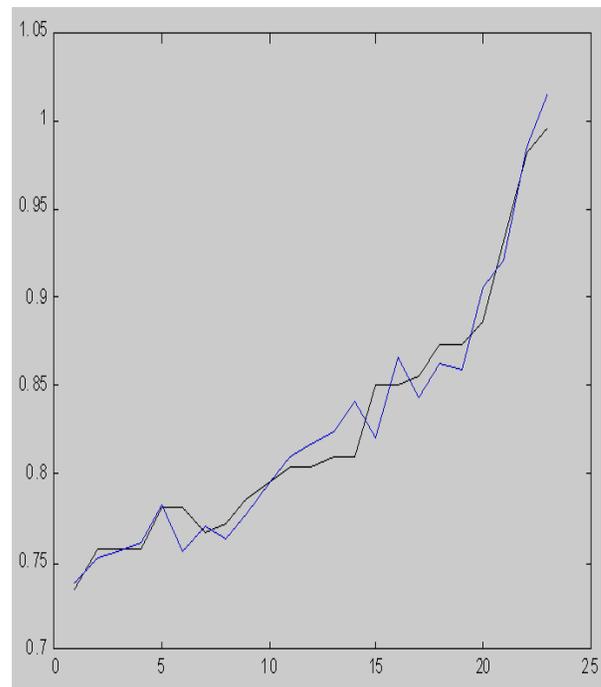
Este resultado permite interrelacionar las variables presentes en los circuitos de impulsión de agua fría, delimita el comportamiento de las variables y logra, desde la simulación, prefijar los parámetros necesarios para la explotación más eficiente de estos sistemas a partir de la experimentación con el modelo.

Para comprobar los resultados de la modelación se presenta a continuación en forma de gráficos el ajuste que existe entre los resultados del modelo y los datos experimentales de cada una de las variables de salida.

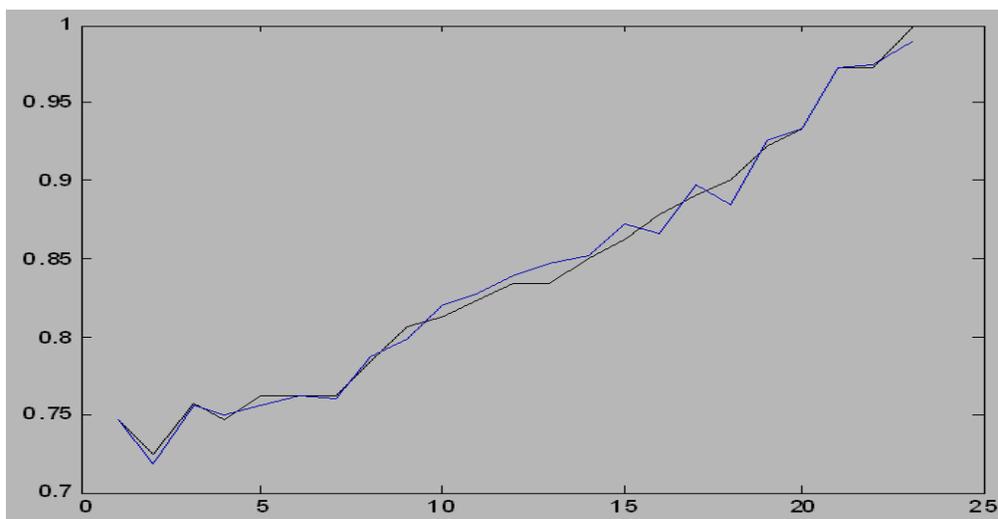
En el caso de la temperatura de retorno, como es conocido, esta representa el grado de intercambio térmico mediante convección forzada en los fancoils de las habitaciones y de forma general todo el calor que gana la sustancia de trabajo en la carga térmica. Hay que señalar que existen otras ganancias de calor adicionales referidas a la infiltración de calor a través de la red de tuberías. A continuación en la figura 3.14 a) se muestra la salida real de la Tret del sistema y la Tret estimada por el modelo



a)



b)



c)

**Figura 3.14 a) Salida real y estimada por el modelo ARX221 de la Tret**

**b) Salida real y estimada por el modelo ARX221 de la Pret**

**c) Salida real y estimada por el modelo ARX221 de la potencia activa que consume el conjunto motor – bomba.**

En el caso de la figura 3.14 a) el ajuste de los datos de salida del sistema real al modelo fue de un 91%.

Como no fue posible medir la presión donde termina la red de tuberías, realizamos la misma a unos 100m antes de llegar al final de la misma, aprovechando una toma que existe a esa distancia para la colocación del instrumento de medición, esta nos da una medida de la variación de la impedancia hidráulica de la red, lo cual influye en los demás parámetros del sistema y su comportamiento se puede apreciar en la figura 3.14 b), donde la línea negra representa la salida real de presión de retorno del sistema y la azul la estima por el modelo ARX221.

Este comportamiento en particular refleja que las variables de entrada con quien menor correlación tiene es con la variable de presión de salida del sistema manifestándose un ajuste de un 79%.

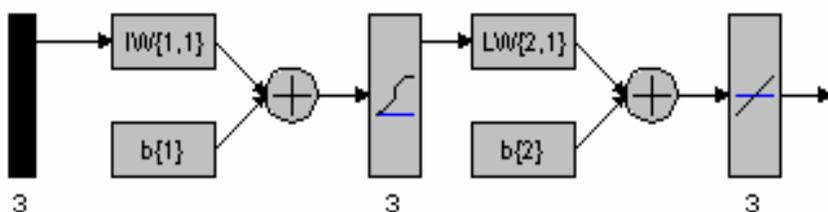
El caso específico de la potencia eléctrica que demanda la bomba para cada uno de los estados de la red hidráulica correspondiente a la conexión escalonada de cada una de las habitaciones del bloque habitacional. Esta salida de modelo tiene un ajuste del 89% con respecto al modelo, esto se puede observar en la figura 3.14.c).

### 3.2.4 Modelación mediante redes neuronales artificiales para la identificación del SIAF del hotel Blau Costa Verde.

Debido a su rapidez y exactitud en los resultados una vez entrenadas satisfactoriamente, las redes neuronales adquieren un papel protagónico, es por ello que proponemos un modelo neuronal para la identificación del sistema de impulsión de agua fría del hotel Blau Costa Verde partiendo de la base estructural que se usó anteriormente en la modelación paramétrica. En el capítulo anterior se puso a prueba este método de inteligencia artificial y se obtuvieron buenos resultados.

Para este caso se seleccionó una RNA del tipo Feed-Forward BackPro ya que esta fue usada con anterioridad y brinda un buen resultado para estos tipos de problemas.

El modelo propuesto se resume en la siguiente figura.

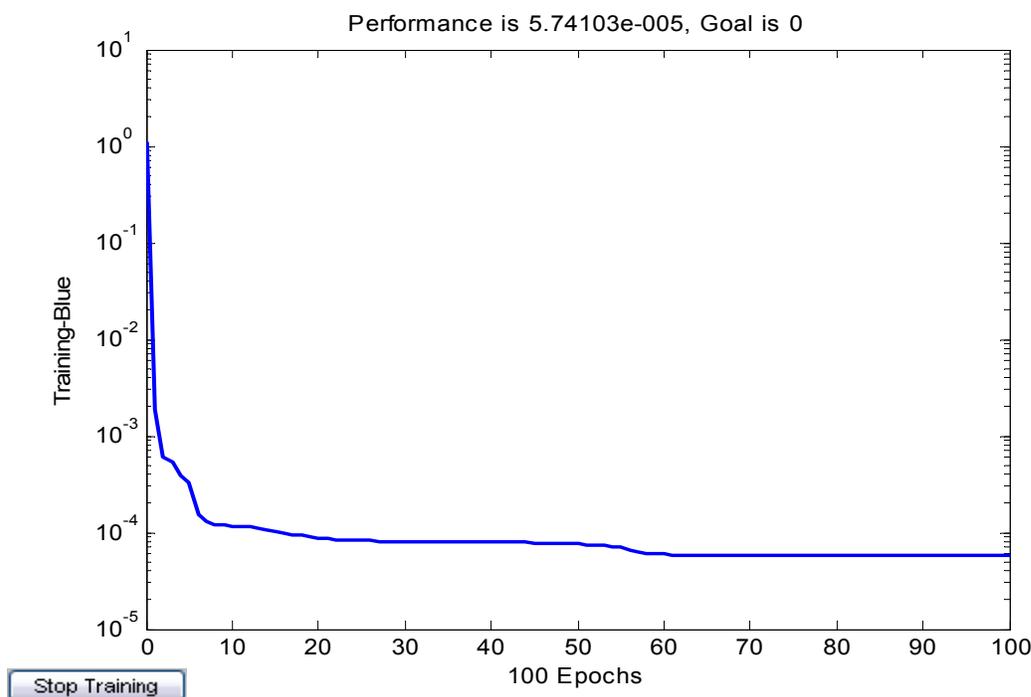


**Figura 3.15. Estructura de la RNA creada**

Esta red neuronal está compuesta por dos capas utiliza en la primera capa una función del tipo logsig que le permite aprender de elementos lineales y no lineales entre los vectores de entrada y los de salidas, esta capa está integrada por 3 neuronas. En la segunda capa (capa de salida) se utiliza una función del tipo purelin pues con esta la red puede tomar cualquier valor, presenta 3 neuronas que representan a los vectores de salida.

## Entrenamiento de la RNA

Para el entrenamiento de esta red neuronal se tuvo en cuenta los principios básicos, así como la experiencia obtenida en los entrenamientos anteriores. El entrenamiento fue supervisado de retropropagación de errores con 23 juegos de datos correspondiente a las mediciones experimentales enunciada en el epígrafe 3.2.1. Se partió del principio del posible sobre-ajuste y sub-ajuste que aparecen en esta tipo de técnica artificial. Los datos primeramente fueron filtrados y luego normalizados para mantenerlos en el intervalos de [0; 1]. La función de entrenamiento escogida para esta red fue Trainlm y se empleo el mismo método de los mínimos cuadrado del capítulo 2. En siguiente figura se puede apreciar el aprendizaje.



**Figura 3.16. Resultado de entrenamiento**

Como se pudo ver está adiestrada para disminuir el error al valor mínimo posible en 100 épocas.



Las matrices de pesos y polarizaciones de esta red son los siguientes:

**Matrices de peso.**

- $IW\{1,1\} = [3.9554 \ 16.301 \ 5.9137; -16.3628 \ 83.2585 \ 5.3045; 10.4779 \ 32.1028 \ -2.0442]$
- $LW\{2,1\} = [0.28618 \ -0.01467 \ 0.039855; 0.29238 \ 0.012909 \ -0.71711; 0.50371 \ -0.26707 \ 1.4247]$

**Polarizaciones.**

- $b\{1\} = [-20.9684; -68.5011; -43.4873]$
- $b\{2\} = [0.72061; 0.71601; 0.53396]$

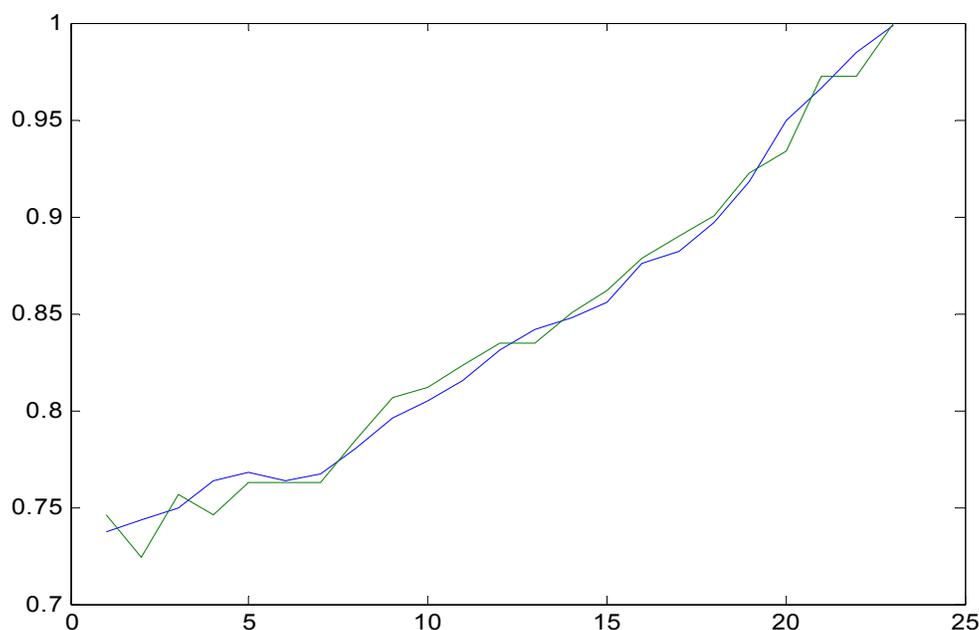
Para verificar el aprendizaje de la red y su capacidad de reproducir patrones, se evaluó la respuesta de la red neuronal con respecto a los valores reales de salida (Tret, Pret y P). Para la predicción se baso en datos ya conocidos por la red, utilizados en su entrenamiento. En la siguiente tabla se presentan los datos reales y los estimados por el modelo neuronal de las variables de salida.

**Tabla 3.1 .Valores reales y estimado de las variables de salidas**

Variables de salidas reales			Variables de salidas estimadas por el modelo neuronal		
Temperatura de Retorno	Presión de Retorno	Potencia de Consumo (motor-bomba)	Temperatura de Retorno	Presión de Retorno	Potencia de consumo (motor-bomba)
13,50	1,10	2458	13,4	1,12	2465
13,10	1,14	2622	13,5	1,13	2621
13,70	1,14	2797	13,6	1,13	2791
13,50	1,14	3270	13,8	1,14	3249
13,80	1,17	3313	13,9	1,15	3293
13,80	1,17	2946	13,8	1,15	2943
13,80	1,15	2946	13,9	1,16	2950
14,20	1,16	3270	14,1	1,17	3283
14,60	1,18	3676	14,4	1,18	3680
14,70	1,19	3822	14,6	1,19	3833
14,90	1,21	3973	14,8	1,20	3990
15,90	1,28	4938	15,8	1,27	4838
16,10	1,28	4938	16,0	1,28	4967
16,30	1,31	4754	16,3	1,30	4726
16,60	1,31	4938	16,6	1,30	4859

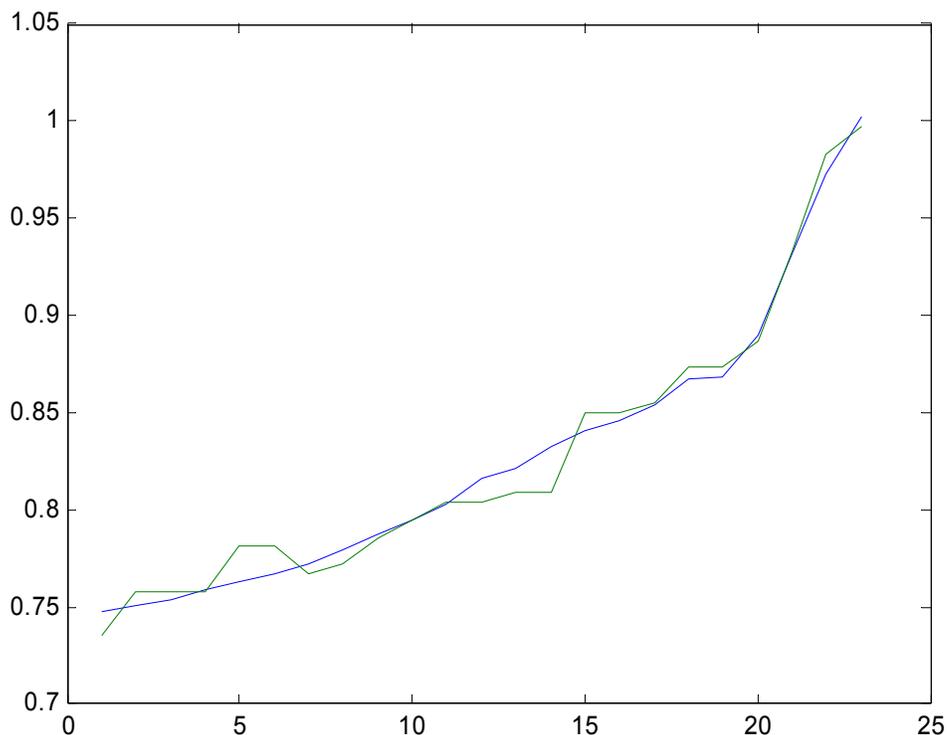
16,90	1,33	5527	17,2	1,34	5507
17,60	1,40	5193	17,5	1,40	5184
17,60	1,48	6026	17,8	1,46	6015
18,10	1,50	5808	18,1	1,50	5807

En la figura 3.17 se puede apreciar la señal estimada por el modelo neuronal para la temperatura de retorno y la real de sistema .El ajuste que presentó para esta señal de salida fue de un 98%.



**Figura 3.17. Salida real y estimada por el modelo neuronal de la Tret.**

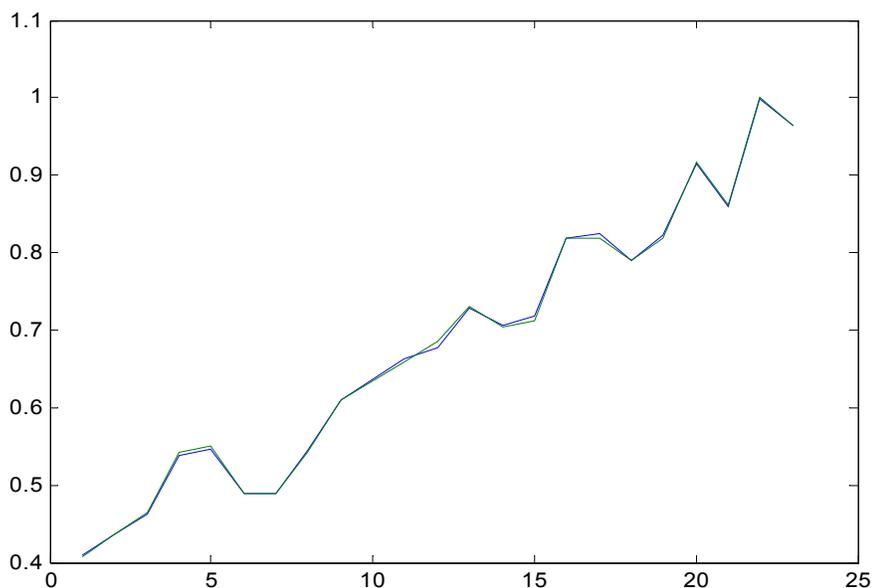
Para la segunda señal de salida propuesta que es la Pret el modelo de RNA presentó un buen ajuste, el cual fue de un 98,2%. La forma de la presión de retorno estima por la red neuronal como la real del sistema se puede ver la siguiente figura donde la línea azul representa la salida real y la verde la estimada por la RNA.



**Figura 3.18. Salida real y estimada por el modelo neuronal de la Pret.**

Esta señal en el modelo ARX221 presentó un porcentaje de ajuste bajo, de las tres señales de salida fue la de menor ajuste entre la curva real y la estimada. Para este modelo neuronal su ajuste fue bastante bueno y no tuvo mucha diferencia con respecto a las otras salidas.

La otra señal estimada por el modelo neuronal fue la potencia activa de consumo del conjunto motor-bomba. El comportamiento de la misma se puede ver en el gráfico de la figura 3.19 donde esta presenta la forma real del sistema y la estima por el modelo neuronal.



**Figura 3.19.** Salida real y estimada por el modelo neuronal de la potencia activa que consume el conjunto motor – bomba.

Este modelo presentó para estas dos curvas un ajuste de un 99%, es cual se puede decir que la predicción es casi exacta a la realidad del sistema. Estos resultados del ajuste de las señales de salida fueron satisfactorios. En este caso el entrenamiento fue exitoso, la red neuronal fue capaz de aprender y dar una predicción bastante exacta, demostrando lo efectivas que son la solución de problemas.

### 3.3 Descripción del Sistema de Agua Caliente Sanitaria

El sistema de ACS del Hotel Blau Costa Verde para las condiciones de experimentación, recupera calor de una sola enfriadora de la marca FRIOCLIMA, con una capacidad de 180 Tnr (Toneladas de refrigeración). La enfriadora cuenta con dos compresores para la refrigeración, que poseen condensación por aire y por agua con 100% de recuperación de calor vinculado a la producción de ACS y una potencia calorífica de 540 000 kcal/h. Para el aprovechamiento del calor de los condensadores,

el sistema de ACS cuenta con 2 intercambiadores de calor a placas de la marca Alfa Laval (Ver figura 3.20).



**Figura 3.20. Intercambiadores de calor a placas del sistema**

Estos dispositivos cuentan con una potencia calorífica de 560 000 Kcal. /h y un caudal en el primario de 82 m<sup>3</sup>/h y en el secundario de 20.7 m<sup>3</sup>/h, con una presión de trabajo de 6.9 bar. La temperatura de diseño es de 110°C con 48 placas de un espesor de 5 mm. El área de transferencia es de 6 m<sup>2</sup> a 9 m<sup>2</sup>. La longitud total de las placas es de 120 mm. En los intercambiadores a placa es donde ocurre el intercambio térmico, es decir una transferencia de calor entre el Circuito Primario y el Secundario. El sistema consta además con 4 tanques de almacenamiento de agua caliente sanitaria con una capacidad de 5 m<sup>3</sup> por cada tanque para un total de 20 m<sup>3</sup>, aunque en la actualidad solo están en explotación 2. El agua almacenada en los tanques es impulsada a las diferentes dependencias del hotel y la que no se consume retorna al sistema mediante la bomba de recirculación. Al agua caliente de retorno se le incorpora el agua a temperatura ambiente equivalente al agua caliente que se consume. La impulsión de ACS se realiza a través de bombas centrífugas verticales (Ver figura 3.21) dispuestas en una bomba de operación normal y otra de reserva para cada uno de los tres circuitos.



**Figura 3.21. Ejemplo de las bombas centrífugas instaladas en los CPAC, CSAC Y CR**

Para el calentamiento de apoyo se cuenta con un calentador de GLP de la marca TELEDYNE LAARS<sup>®</sup> (Ver figura.3.22), con una capacidad de entrada de 229 300 Kcal./h y una presión de gas de 30 cm. El calentador tiene acoplado dos sensores de temperatura, uno a la entrada y otro a la salida del agua caliente. Cuando la temperatura de entrada es inferior a la fijada este manda una señal, y la caldera es conectada automáticamente por un tiempo promedio de 12 minutos hasta que a la salida halla la temperatura adecuada para realizar la transferencia de calor en los intercambiadores, cuando alcanza esa temperatura el sensor que está a la salida manda la señal y se desconecta la misma. El calentador tiene emplazado un metro contador en la entrada del gas licuado para obtener el consumo de GLP por días.



**Figura 3.22. Calentador de GLP**

**Causas que deterioran el estado de los circuitos agua caliente y que se ven reflejadas en el comportamiento de las temperaturas inherentes**

- Deficiente control de la temperatura de envío a partir de que no se establece la mejor variable de referencia. En ocasiones se toma la temperatura de retorno, en otros se toma la temperatura en los tanques de almacenamiento y en otros la propia temperatura de envío.
- Aparecen desequilibrios importantes de las presiones y caudales en las redes que inciden en las pérdidas de temperatura del fluido.
- Los propios regímenes de explotación de las zonas habitacionales crean un estado muy cambiante en el suministro de agua que en ocasiones provocan retardos en el fluido.
- Los sistemas de calentamiento auxiliar trabajan en ocasiones como aporte permanente de calor y no como respaldo.
- En ocasiones es insuficiente la ganancia de calor desde los climatizadores lo que inciden en un consumo adicional del tipo de energía con que trabajan los calentadores auxiliares y en el peor de los casos se ponen a trabajar etapas de la climatización centralizada como solución emergente para obtener una fuente de



calor en periodos de invierno, baja ocupación o en condiciones ambientales desfavorables.

- Relación constante entre los caudales de agua del circuito primario y secundario que entran en los intercambiadores los cuales no se adaptan en muchos casos a las necesidades reales del fluido.
- Caudal constante en el circuito de recirculación independientemente de la demanda específica, por temporada y horarios.
- No empleo de energías alternativas para el calentamiento del agua que favorezca la concepción de sistemas híbridos con la consecuente disminución de los portadores energéticos.

### **3.3.1 Identificación del modelo matemático del comportamiento de las temperaturas en un sistema de ACS.**

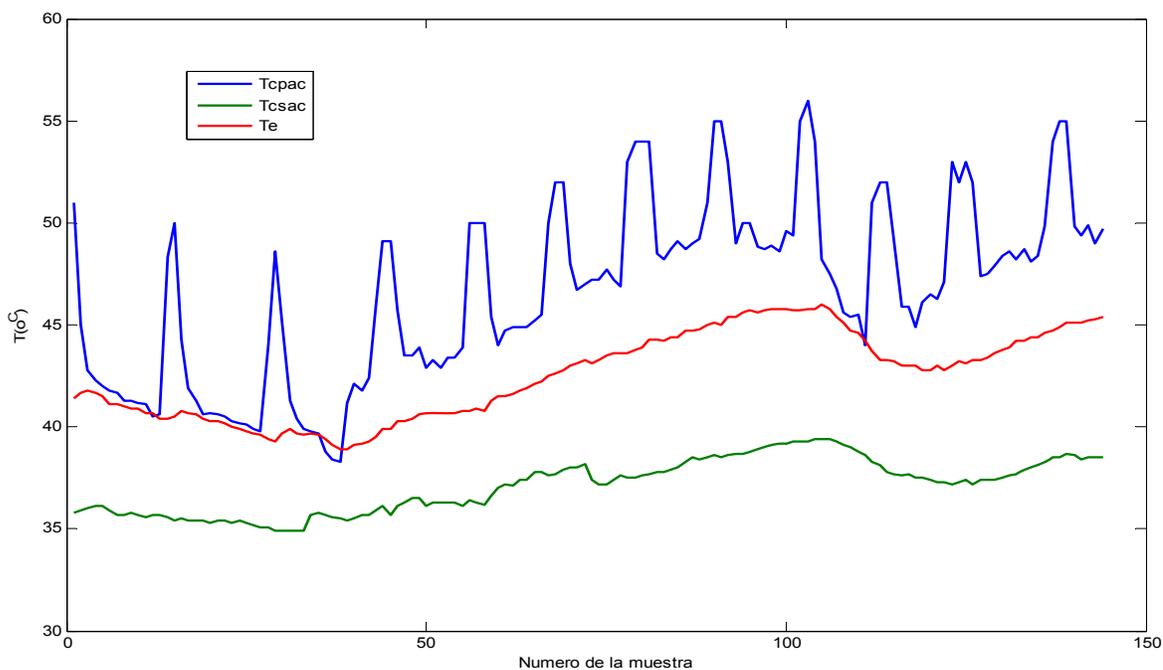
A partir de las tres temperaturas más importantes en un sistema de ACS del hotel (temperaturas del circuito primario de agua caliente (CPAC), temperatura del circuito secundario de agua caliente (CSAC) y temperatura de circuito de recirculación (CR)) se procede a identificar el modelo que mejor represente el comportamiento de estas variables. Conociendo las relaciones entre estas magnitudes se puede realizar acciones de control que permitan bajo las condiciones existentes la racionalidad termonérgica del sistema con las mejores prestaciones posibles.

La técnica empleada fue la Identificación de Sistemas Dinámicos, siendo esta la disciplina encargada de la realización de modelos matemáticos de sistemas, partiendo del análisis de datos experimentales, mediciones y observaciones del sistema. Para obtener el modelo matemático del comportamiento de las temperaturas del sistema de ACS del Hotel Blau Costa Verde se realizó una revisión del sistema y un equilibrado hidráulico para el inicio de las pruebas. Se creó una

base de datos que recogiera cada 5 minutos, durante 24 horas el comportamiento de las temperaturas de las aguas que circulan por el CPAC, CSAC y CR. Esto se pudo realizar con ayuda de la automática del hotel.

Se tomó una data para la identificación y otra para la validación. En la figura 3.23 se observa el comportamiento de las variables utilizadas para la identificación.

Con la ayuda de la interface gráfica de usuario del Tolbox de Identificación del Matlab se estimaron los modelos paramétricos que relacionan las variables a analizar.



**Figura 3.23. Comportamiento de las variables empleadas en la identificación**

La estructura del modelo que más se ajusta al comportamiento del sistema propuesto el cual posee como variables de entrada la temperatura del CPAC y la temperatura



del CSAC y como salida la temperatura del CR es el modelo Box-Jenkins(BJ) de segundo orden. A continuación se expone el modelo correspondiente (3) y el resultado final de la función de transferencia (4).

$$y(t) = [B(s)/F(s)]u(t) + [C(s)/D(s)]e(t) \quad (3)$$

$$B1(s) = 0.04961 s + 0.007374$$

$$B2(s) = 1.076 s + 0.0841$$

$$C(s) = s^2 + 1.408 s + 0.7585$$

$$D(s) = s^2 + 0.5712 s + 0.222$$

$$F1(s) = s^2 + 0.1987 s + 0.01468$$

$$F2(s) = s^2 + 1.231 s + 0.1641$$

**Función de transferencia**

$$0.049613 s + 0.0073743$$

-----

(4)

$$s^2 + 0.19865 s + 0.014683$$

A continuación se observa un gráfico con las estructuras que mejores se ajustan al comportamiento de las variables de salida con los ajustes correspondientes

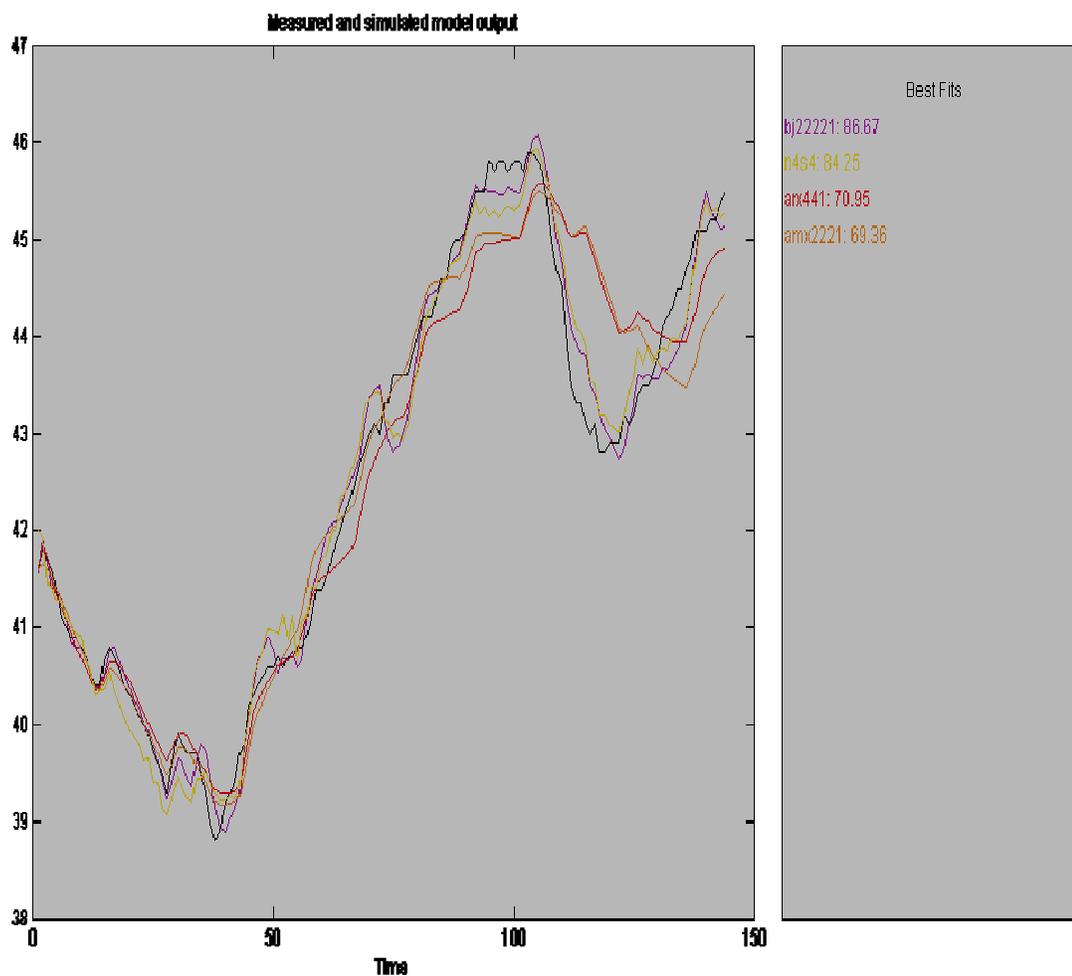


Figura 3.24. Gráfico de la variable salida (CR) de diferentes estructura de modelos

Con los datos de la validación y utilizando también la interface gráfica se valida el modelo escogido para un ajuste del 86%.



## *CONCLUSIONES GENERALES*

- Se demostraron a través de un estudio las irregularidades de las variables que inciden en el comportamiento energético.
- De las variables climatológicas la que mejor se relaciona con el consumo de GLP del hotel Blau Costa Verde es la rapidez del viento con un coeficiente de determinación de  $R^2=0,78$ .
- Entrenada correctamente las redes neuronales artificiales son más precisa que los modelos paramétricos en la identificación de sistemas. Se puede predecir el consumo de energía eléctrica anual del Hotel Blau Costa Verde a partir de las variables climatológicas (Tamb, Presión Atmosférica, velocidad del viento predominante, HR, total de lluvias mensuales) y los meses del año con un modelo neuronal **Feed-ForwardBackPro** compuesto por tres capas, con 6 neurona en la primera, 3 neurona en la oculta y 1 neurona en la capa de salida, con una diferencia de valores de un 0,43% con respecto al consumo real. y un ajuste de la curva demanda mensual de un 91,1%.
- Se empleo la base estructural de modelo MIMO para la identificación del sistema de impulsión de agua fría del hotel Blau Costa Verde Este fue utilizado por la identificación paramétrica y la identificación a través de redes neuronales artificiales, donde esta ultima tuvo mejores resultados
- La estructura de modelo que mejor se ajusta al comportamiento de las temperaturas del sistema de ACS del hotel para ocupación de un 60% y condiciones ambientales invernales es el BJ de segundo orden y retardo de primer orden para un ajuste del 86,67%
- Se puede usar la identificación paramétrica y la redes neuronales artificiales como herramientas para la predicción energética del consumo de portadores



e identificación del comportamiento de las variables objeto de la climatización centralizada del hotel Blau Costa Verde

- Con las herramientas que se aplican en este trabajo se puede predecir el comportamiento energético del hotel Blau Costa Verdes para la modificación de las condiciones de explotación, lográndose un uso más racional de la energía eléctrica.



## *RECOMENDACIONES*

- Desarrollar este estudio en otras instalaciones turísticas
- Implementar las redes neuronales artificiales para la identificación de otras aéreas consumidoras de energía del Hotel
- Emplear los modelos neuronales un sistema (SCADA) para la implementación de la tarea de monitoreo, supervisión y control de los proceso a través de computadora.



## *BIBLIOGRAFÍA*

1. Adhikari B., Jindal V.K. Artificial Neural: A New Tool for Prediction of Pressure Drop of Non-Newtonian Fluid Foods through Tubes. Journal of Food Engineering: 46, 43-51, 2000
2. Amado Moreno, Guadalupe. Pinturas reflectivas para ahorrar electricidad en edificaciones de climas cálido. Instituto Tecnológico de Mexicali. México
3. Armas Valdes, Juan C. Optimización termoeconómica de un sistema de climatización por agua helada a partir de técnica de inteligencia artificial. Universidad de Central de las Villas.2008.
4. AROCA, A. Climatización y medio ambiente. [2003-4-12].  
Disponible en: <http://www.energuia.com>
5. Baruch, Givoni.Climatization Considerations in Building and Urban Design. Ed. Van Nostrand Reinhold.1999.
6. Calzadilla García, O.Estudio del Sistema de Climatización Centralizado del hotel LTI Costa Verde Beach Resort. Trabajo de Diploma.ISMM.Moa. 2001
7. Denis Fernández, Reynaldo. Evaluación y propuesta de solución del sistema de producción y distribución de agua caliente sanitaria de un hotel cubano. Universidad de Matanza. CIER. Cuba.2005
8. Díaz Hernández José Antonio. Diseño optimizado de la envolvente de las edificaciones climatizadas. Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría (ISPJAE). CIER .Cuba.2005
9. Fernández Neves, Luís A. Método para la corrección de la característica de carga de bombas centrífugas con la utilización de Redes Neuronales. Trabajo de diploma.Moa.2008
10. García, Duniesky. Análisis de la Influencia de Factores Climatológicos y Alternativas Operacionales en el Consumo Energético de los Sistemas



- Centralizados de Climatización por Agua Helada. . Tesis de grado. Universidad de Cienfuegos. 2005
11. Góngora Ruiz, Y.; Alfonso Tamayo, Y. R. Análisis de los regímenes de explotación de los sistemas de Impulsión de Agua Fría y Caliente en el Hotel Blau Costa Verde. Reineris Montero Laurencio, tutor. Trabajo de diploma. Moa: ISMM, 2007. 61 h.
  12. Gutiérrez, José Manuel. Introducción a las redes neuronales. Universidad de Cantabria
  13. Hilera J. y Martínez V. Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones. RA-MA, Madrid.1995
  14. Hilera, J M. Martínez, Víctor J."Redes neuronales artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones", 2 ed.: Editorial Alfaomega, 2000
  15. Krose, Ben. An Introduction Neural-Networks.Faculty of Mathematic & Computer Science. University of Amsterdam.Eight edition.1996
  16. KRUSKA, M. Energía y medio ambiente. [2003-12-5]
  17. Kunusch, Cristian. Identificación de sistemas dinámicos. Faculta de Ingeniería. Universidad Nacional de la Plata. 2003
  18. León, E. "Sistema para la identificación dinámica". Tesis de Maestría Universidad de Oriente. Santiago de Cuba, Abril, 2002.
  19. Mallo González, Carlos. Predicción de la demanda eléctrica horaria mediante redes neuronales artificiales. Departamento de Economía Cuantitativa. Universidad de Oviedo. España
  20. Monteagudo Yanes, José P. Considerar los factores climatológicos durante la explotación reduce el consumo de potencia en los Chiller en más de un 15%. Facultad de Ingeniería Mecánica. Universidad de Cienfuegos.CIER .Cuba.2005
  21. MONTEAGUDO, J. Implementación de TGTEE en el Hotel Unión. Osmel Cabrera Gorrin (tutor). Trabajo de Diploma. Santi Spiritus, CUSS, 2002
  22. Montelier Hernández, Sergio. Borroto Nordelo, Aníbal. Lapidó Rodríguez, Margarita. Monteagudo Yáñez, José. Guerra Plasencia, Mario Álvarez. Armas,



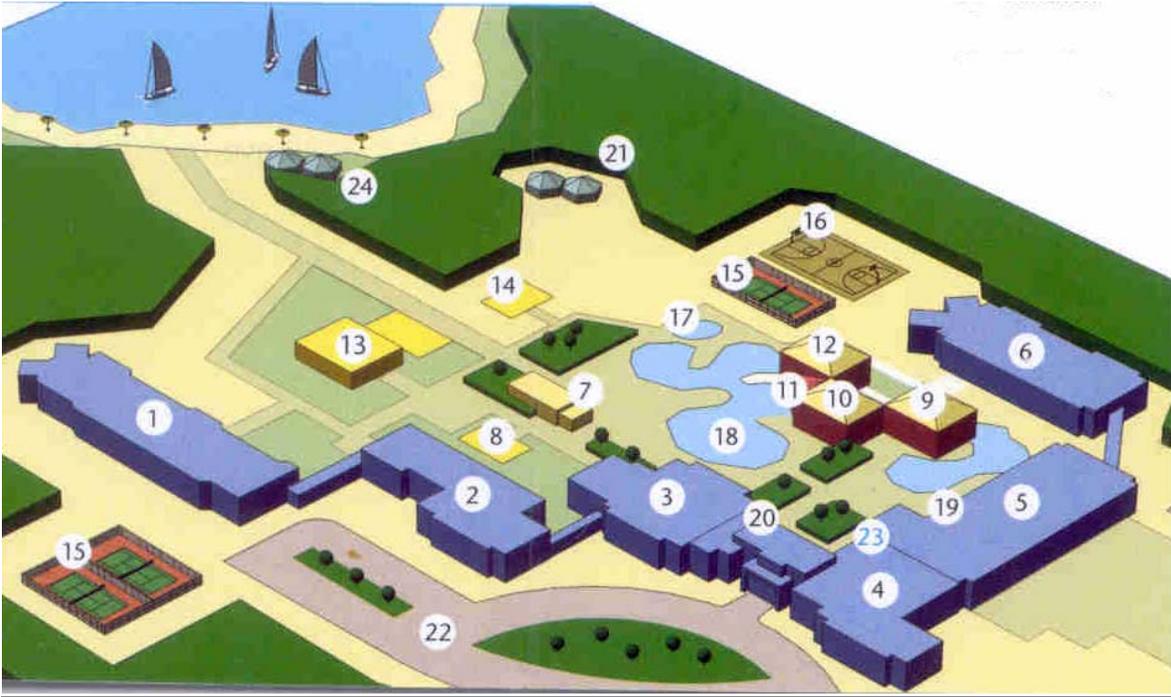
- Juan C. Influencia de las principales variables climatológicas en la operación de los sistemas de climatización por agua helada. Cienfuegos. 4<sup>to</sup> Taller de energía de Cienfuegos. Cuba.
23. Montelier Hernández, Sergio. Reducción del consumo de energía en instalaciones con sistemas de climatización centralizadas todo agua a flujo. Tesis Doctoral. Universidad de Cienfuegos. 2008
  24. Montero Laurencio, Reineris. Caudal variable en la climatización centralizada en hoteles. ISMM. Moa 2007
  25. Montero Laurencio, Reineris; Góngora Leyva Ever. Diagnostico Energético del hotel Blau Costa Verde. Centro de estudio de energía y tecnología avanzada. Moa. 2007
  26. Moreno., Massa Vinicio., "Relación de las redes neuronales artificiales con otras áreas", España, 2007
  27. Muñoz San Roque, Antonio. Aplicación de técnicas de redes neuronales artificiales al diagnostico de procesos industriales. Tesis doctoral. Universidad Pontificia Comillas. Madrid. 1996
  28. Pérez Tello, Carlos. Campbell Ramírez, Héctor E. Monteagudo Yanes, José P. Monteagudo Yanes<sup>2</sup>, Borroto Nordelo, Aníbal. Vásquez Espinosa, Ana María. Análisis de cubiertas reflectivas como alternativa de ahorro de energía por climatización en edificaciones turísticas. <sup>1</sup>Universidad Autónoma de Baja California, México. <sup>2</sup>Universidad de Cienfuegos. CIER. Cuba. 2005
  29. Pérez Tello, Carlos., "Comportamiento Térmico de Edificios", Instituto de Ingeniería Universidad Autónoma de Baja California, México, 2003
  30. POLAINA DE LOS SANTOS, L. et al. Instalaciones de climatización. La Habana. Edición Revolucionaria, 1987.
  31. PUENTES ESTEBAN, E. El ahorro energético en la climatización de edificios. [2004-1-5].
  32. RAMOS NIEMBRO, G. Variables que influyen en el consumo de energía eléctrica. Boletín. Enero-Febrero, 1999: 11-17



33. REY MARTÍNEZ, R.; J. CARDENAL PÉREZ. Calidad del aire interior y ahorro de energía en locales de oficinas climatizadas. [2003-4-15]
34. Trejo, V. Identificación experimental de sistemas. Editorial ISPJAE.1986
35. Uribazo Arzuaga, Ernesto R y otros. Identificación del sistema de climatización del hotel "Santiago". Centro de estudio de automatización. Facultad de ingeniería eléctrica. Universidad de Oriente Santiago de Cuba.2005.
36. Uribazo Arzuaga, Ernesto R.Sistema de control borroso del clima de un hotel inteligente. Centro de estudio de automatización. Facultad de ingeniería eléctrica. Universidad de Oriente. Santiago de Cuba.

# ANEXOS

## Anexo 1: Esquema del Hotel Caso de estudio.





**Anexo2: Tabla de datos empleados para la obtención del modelo paramétrico y neuronal del consumo de GLP del hotel** [\(volver\)](#)

<b>Valores promedio mensuales desde el año 2000- 2007</b>			
<b>Meses</b>	<b>Rap. del viento predominante</b>	<b>HDO</b>	<b>Consumo de GLP (Litros).</b>
<b>Enero</b>	25,6	7943,2	8700,8
<b>febrero</b>	21,2	7895,6	7438,4
<b>Marzo</b>	21,1	8215,6	7093,9
<b>Abril</b>	19,5	7733,2	5965,6
<b>Mayo</b>	18,7	3986,6	3524,0
<b>Junio</b>	18,0	3629,6	4173,0
<b>Julio</b>	19,6	4178,0	3935,0
<b>Agosto</b>	18,9	4831,0	4551,4
<b>Septiembre</b>	16,9	3559,5	4016,1
<b>Octubre</b>	18,2	3560,3	4510,3
<b>Noviembre</b>	22,2	5613,5	5955,1
<b>Diciembre</b>	22,7	6098,8	7781,3

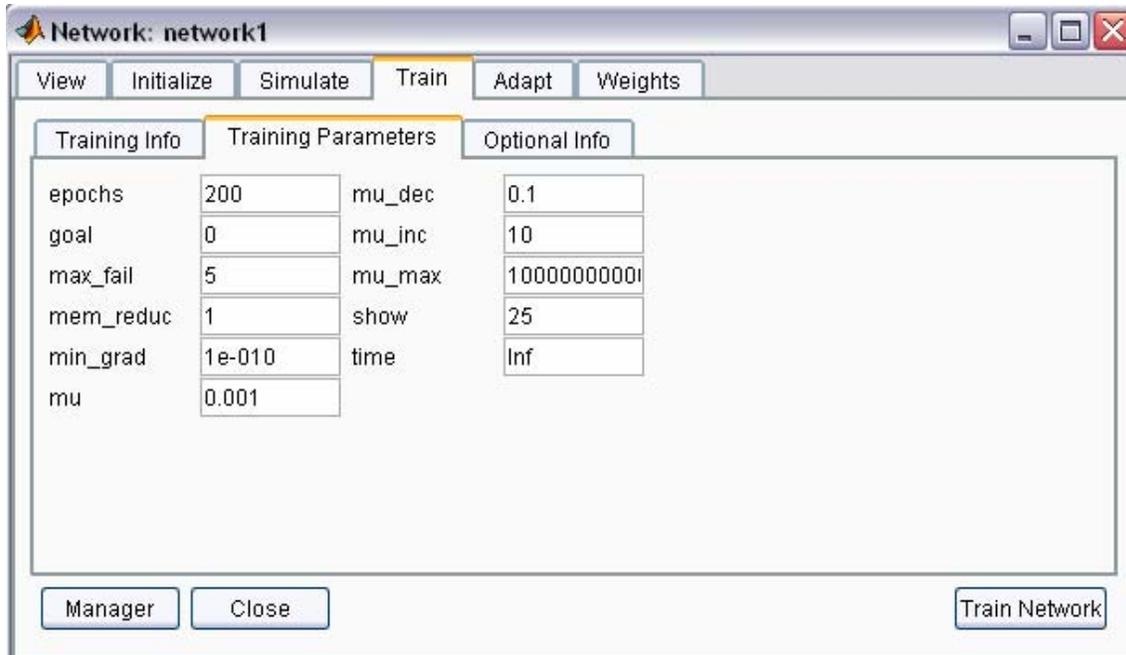
**Anexos 3. Tabla de datos empleados para el entrenamiento del modelo neuronal de predicción del consumo de energía eléctrica del hotel caso de estudio**  
[\(volver\)](#)

Variables de entrada (para entrenamiento) correspondiente a los años 2002-2005.								
Año	Meses	T.amb (°C)	Presión	Total de lluvias mensuales(mm)	Rap. del viento predominante	Hr (%)	Consumo real de energía eléctrica (KW*h)	Salida simulada por el modelo neuronal(KW*h)
2002	Enero	24,9	18,3	14	23,5	82	170500,00	170680,995
	febrero	25,2	17,7	3	20	77	191500,00	192262,905
	Marzo	25,8	17,2	9	21,6	79	244500,00	244973,61
	Abril	26,1	16,9	5	23	76	226500,00	226501,875
	Mayo	26,8	15,2	11	20,9	82	195500,00	196752,375
	Junio	27,7	15,8	6	20,3	83	196000,00	191640,87
	Julio	28,6	17,3	6	19,4	82	234500,00	228638,43
	Agosto	28,8	15,6	14	19,4	81	234500,00	231315,885
	Septiembre	28	13,1	17	20,3	82	241000,00	240457,095
	Octubre	28,3	13,7	16	19,5	81	217500,00	220714,245
	Noviembre	27,5	15,2	19	17,5	81	243000,00	243161,595
	Diciembre	26,5	16,9	14	22	81	218000,00	213412,095
2003	Enero	25	17,5	12	25	81	215500,00	215251,155
	febrero	25,8	16,6	5	21,6	82	229000,00	230125,905
	Marzo	26,3	14,4	6	17,8	81	270450,00	270450
	Abril	25,8	15,1	10	21,3	79	231500,00	231802,695
	Mayo	27,8	15,5	4	17,2	81	202000,00	203405,445
	Junio	28,2	15,4	7	17,1	81	169000,00	169977,825
	Julio	28,4	17,1	10	20,1	82	212000,00	226042,11
	Agosto	28,7	15,7	13	16,3	81	240000,00	220065,165
	Septiembre	28,3	14,6	10	12,9	81	228000,00	232451,775
	Octubre	28,1	13	13	14	80	212000,00	210356,01
	Noviembre	27,3	14,7	15	23,1	78	226500,00	223553,97
	Diciembre	25,5	16,9	10	22,9	78	209500,00	213655,5
2004	Enero	24,3	18,3	8	21,2	76	202600,00	203162,04
	febrero	25,1	18,3	3	17,3	78	227000,00	221011,74
	Marzo	25,1	18,5	16	27	78	239000,00	239077,8
	Abril	25,3	16,7	6	18,2	77	241000,00	241106,175
	Mayo	26,3	14,3	9	25,2	81	197500,00	197834,175
	Junio	28	17,9	3	18,9	83	197500,00	199483,92
	Julio	28,2	16,3	10	17,9	81	231000,00	233533,575
	Agosto	28,7	16,5	6	18,7	80	264000,00	265013,955
	Septiembre	28,1	12,7	17	22,8	80	203500,00	203297,265
	Octubre	27,7	14,1	14	17,3	78	185000,00	188855,235



	Noviembre	27	16,3	14	22,3	76	215565,00	219361,995
	Diciembre	25,3	17,8	16	18,7	77	208000,00	208679,22
2005	Enero	24	19,1	15	25,7	74	193989,50	194020,83
	febrero	23,5	17,8	6	18,5	72	183353,00	183013,515
	Marzo	25,2	15,8	5	14,3	79	242107,00	245839,05
	Abril	25,7	15,1	8	15,9	79	268445,00	264473,055
	Mayo	27,3	13,7	11	16,3	83	211210,50	211086,225
	Junio	28,1	14,1	11	14,8	86	203106,50	202864,545
	Julio	28,8	16	14	18,6	85	232483,50	231315,885
	Agosto	28,9	14,9	15	14,2	81	220834,00	229125,24
	Septiembre	29	14	13	14,3	80	222354,00	220633,11
	Octubre	27,4	11,3	22	14,9	85	208678,00	208733,31
	Noviembre	27	15,3	14	21,3	79	217795,00	216441,135
	Diciembre	25,9	16,8	9	19,8	79	198548,00	198131,67

**Anexo 4: Parametros de entrenamiento de la RNA de estimación del consumo eléctrico del hotel caso de estudio.** [\(volver\)](#)

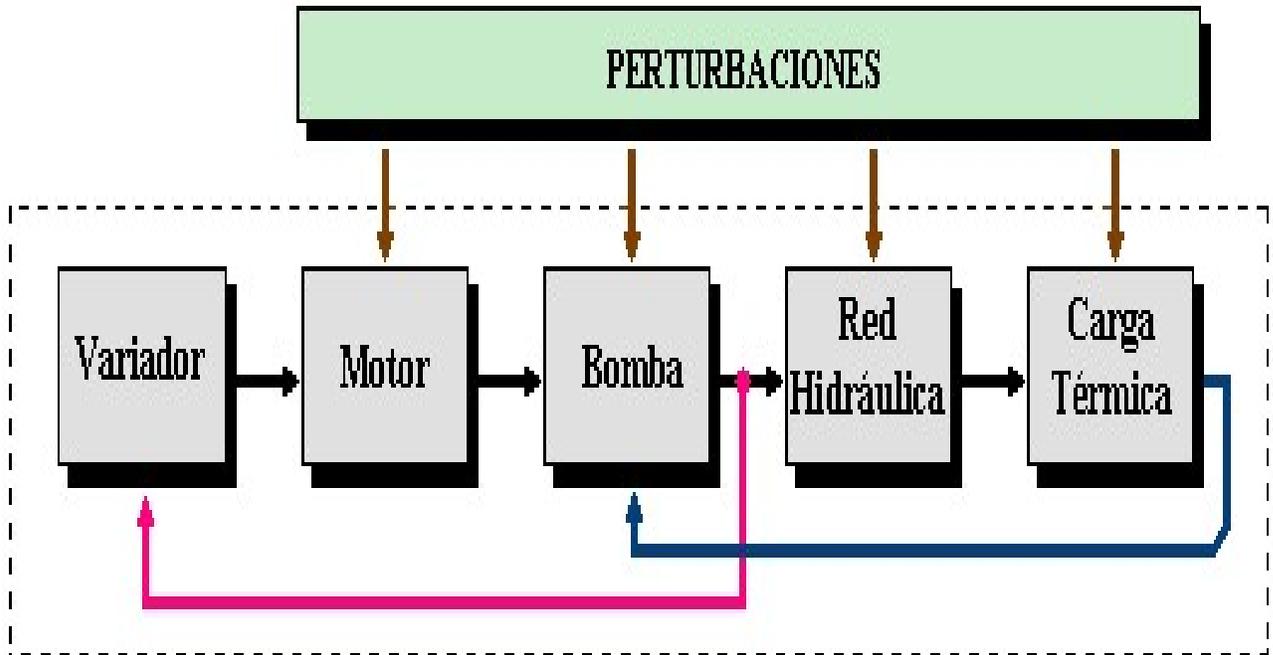


Training Parameters	
epochs	200
goal	0
max_fail	5
mem_reduc	1
min_grad	1e-010
mu	0.001
mu_dec	0.1
mu_inc	10
mu_max	10000000000
show	25
time	Inf

Buttons: Manager, Close, Train Network



## Anexo 6: Diagrama en bloques de un CSAF



## Anexo 7: Amperímetro de Gancho MX1140

[\(volver\)](#)

**metrix**®



Marca: [Metrix](#)

Ref. Fabricante: MX1140

<b>Presentación</b>	
Pinza multimétrica 4000pts ca/cc 51mm 1000A.	53 mm
Jaw opening :	
Current :	AC DC
Voltage :	AC DC
Número de puntos (pts) :	4000 puntos
Voltaje de C.C. mínimo (v) :	400V DC



## *Herramientas para la Predicción Energética Aplicadas en el Hotel Blau Costa Verde*

---

Voltaje ca Mínimo (v) :	400V AC
Voltaje de C.C. máximo (v) :	600V DC
Voltaje ca Máximo (v) :	600V AC
Corriente de la C.C. del mínimo (a) :	400A DC
Corriente de la CA del mínimo (a) :	400A AC
Corriente de la C.C. del máximo (a) :	1000A DC
Corriente de la CA del máximo (a) :	1000A AC
Funciones (tipo) :	Resistance Frequency Continuity test



**Anexo 8 .Matrices que componen la estructura del modelo ARX221 [\(volver\)](#)**

A0:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

A1:

$$\begin{bmatrix} -0.3442 & 0.1145 & -0.4145 \\ -0.0813 & -0.2082 & 0.3230 \\ -2.2919 & -0.2081 & 0.8587 \end{bmatrix}$$

A2:

$$\begin{bmatrix} -0.5788 & 0.3610 & 0.1165 \\ 0.1091 & 0.0415 & -0.7986 \\ -0.5171 & 0.5179 & -0.2657 \end{bmatrix}$$

B0:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

B1:

$$\begin{bmatrix} -0.6820 & 0.5077 & -0.1791 \\ 0.8085 & 0.2373 & 0.3764 \\ 1.9628 & 0.8502 & -0.4881 \end{bmatrix}$$

B2:

$$\begin{bmatrix} 0.0344 & 0.2835 & 0.4772 \\ -1.3643 & 0.6251 & -0.2454 \\ -1.7951 & -2.1315 & 1.0643 \end{bmatrix}$$