

Trabajo de Diploma

En opción al título de
Ingeniero Eléctrico

Título:

Algoritmo de control para el mejoramiento de la eficiencia energética del sistema de suministro de aire para la combustión en la planta de Hornos de Reducción.

Autor:

Michel Parra García

Tutor:

Dr.C: Secundino Marrero Ramírez

Consultante

MS.c: Orlando Vega Arias

Moa, Curso 2014-2015

"Año 57 de la Revolución"

DECLARACIÓN DE AUTORIDAD

Con relación al contenido de la presente tesis, el autor es responsable y certifica la propiedad intelectual a favor del Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa Dr. "Antonio Núñez Jiménez", el cual podrá hacer el uso que estime pertinente con los resultados.

Para que así conste firmamos la presente:

A los ---- días del mes de ----- del -----

Michel Parra García

(Diplomante)

Dr.C: Secundino Marrero Ramírez



PENSAMIENTO

"El éxito no se logra por hacer cosas extraordinarias, sino por hacer las cosas ordinarias extraordinariamente bien".

Ché



DEDICATORIA

A mi madre Nora García Ávila, por su dedicación y entrega en mi crianza, por sus sabios consejos y su incondicional amor.

A mi padre Mijaíl Parra Bodaño, por toda la ayuda, consejos y sabiduría que fue capaz de poner en mí y también por su amor.

A mi hermana Maité Parra García, por apoyarme en todo, por siempre estar ahí pendiente de mí por depositar su confianza en mí.

A mi hermano Mario Hechavarría Reyes, por su apoyo incondicional.

A mi tutor Secundino Marrero Ramírez, por la ayuda brindada en la realización de este trabajo.

A mis amigo Orlando Vega Arias, por ayudarme en todo lo que fue posible para el cumplimiento de la investigación.

A toda mi familia por apoyarme y creer en que yo si podía cumplir esta tarea.

AGRADECIMIENTOS

Primero que todo a los profesores que fueron capaces de llevar esta tarea de 5 años hacia delante en conjunto conmigo, ellos fueron Oscar, Roger, Yetsy, Elieski, Secundino, Valdés, Yordan.

A mi amigo Reudimir.

Al conjunto de hermanos, Wilson, Pompa, Hernán, Evelio, José Miguel, Miguel José, Manuel, Mirelki, Jorge, Adis, Rosmery, Yahimari, Adelskis, Isidoro, Roberto, Yainelis, Ernesto, Jasiel, Alejandro, Marcos, Mohamed, Daniel, Yoandri, Yoisel, Susel, Melinda. A los muchachos del cuarto, Carlos, Luisi, Walner, Ernesto.

A Yami, a la familia de Orlando, Ani, y a todo aquel me ayudó y me tuvo presente.

A Così por su colaboración en el laboratorio y los esfuerzos realizados.

A aquel que no me ayudó ni me dijo nada también le agradezco porque NO ME MOLESTO.

RESUMEN

El presente trabajo “Algoritmo de control para el mejoramiento de la eficiencia energética en el sistema de suministro de aire para las cámaras de combustión de la planta Hornos de Reducción”, fue desarrollado en la Empresa Comandante Ernesto “Che” Guevara del municipio Moa en la provincia de Holguín. El cual cuenta en su interior con una serie de especificaciones con respecto a los métodos de regulación de flujo aplicados en el sistema que es medio del objeto de estudio y del que se propone aplicar. Abarca además con una metodología sobre las redes neuronales debido a que el método de control utilizado para el mejoramiento de la eficiencia energética del sistema es basado en un control inteligente por medio del uso de estas. Resume en su interior simulaciones realizadas aplicando esta vía de control, donde se demuestran que es capaz de realizar las funciones deseadas aunque existan perturbaciones. Para el desarrollo de esta investigación se aplican algunos métodos como pueden ser; la adquisición de datos, el trabajo con software de simulación como el Matlab y de recopilación y almacenamiento de datos como el SCADA CITEC utilizado en la industria donde se realizó la investigación.

ABSTRACT

The present work "Control algorithm for the improvement of the energy efficiency in the system of supply of air for the cameras of combustion of the Plant Ovens of Reduction", it was developed in the company major Ernesto "Che" Guevara of the municipality Moa in the county of Holguín. Which has in their interior a series of specifications with regard to the methods of regulation of flow applied in the system that is half of the study object and of the one that intends to apply. It also embraces with a methodology on the networks neurals because the control method used for the improvement of the energy efficiency of the system is based on an intelligent control by means of the use of these. It summarizes in their interior carried out simulations applying this control road, where they are demonstrated that it is able to carry out the wanted functions although interferences exist. For the development of this investigation some methods are applied like they can be; the acquisition of data, the work with simulation software like the Matlab and of summary and storage of data like the SCADA CITEC used in the industry where he was carried out the investigation

ÍNDICE

Contenido

DECLARACIÓN DE AUTORIDAD	I
PENSAMIENTO	II
DEDICATORIA.....	III
AGRADECIMIENTOS	IV
RESUMEN	V
ABSTRACT	VI
ÍNDICE.....	VII
INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
SITUACIÓN PROBLÉMICA	2
PROBLEMA CIENTÍFICO	3
OBJETO DE ESTUDIO	3
CAMPO DE ACCIÓN	3
HIPÓTESIS.....	3
OBJETIVO GENERAL	3
OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	3
TAREAS ESPECÍFICAS	3
CAPÍTULO I	5
MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL	5
1.1 INTRODUCCIÓN	5
1.2 DESCRIPCIÓN DEL FLUJO TECNOLÓGICO DE LA UNIDAD BÁSICA DE PRODUCCIÓN (UBP) HORNOS DE REDUCCIÓN.....	5
1.3 ESTADO DEL ARTE: TRABAJOS PRECEDENTES SOBRE CONTROL DE VENTILADORES PARA SUMINISTRO DE AIRE-COMBUSTIÓN Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES	6



1.4 CARACTERÍSTICAS GENERALES DEL SISTEMA DE AIRE DE COMBUSTIÓN DE LA PLANTA.....	8
1.5 POSIBLES VÍAS DE CONTROL PARA LA REGULACIÓN DE FLUJO Y LA PRESIÓN EN LAS LOSAS.	9
1.5.1 Control por estrangulamiento	9
1.5.2 Regulación por medio de <i>Damper</i>	9
1.5.3 Control por medio de variación de velocidad del motor	10
1.6 GENERALIDADES ACERCA DE LAS REDES NEURONALES	12
1.6.1 Características de las redes neuronales.....	13
1.6.2 ¿Cómo se trabaja con las redes neuronales?	14
1.7 DISEÑO Y PROGRAMACIÓN DE UNA RNA (RED NEURONAL ARTIFICIAL)	15
1.8 ARQUITECTURA DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES	22
1.8.1 Redes neuronales artificiales de propagación hacia delante	23
1.9 CONCLUSIONES PARCIALES	23
CAPÍTULO II	25
MATERIALES Y MÉTODOS A EMPLEAR	25
2.1 INTRODUCCIÓN	25
2.2 DESCRIPCIÓN DE LA RED DE SUMINISTRO DE AIRE DE COMBUSTIÓN LOSA 2	25
2.3 CARACTERIZACIÓN DEL ACCIONAMIENTO.....	26
2.3.1 Curvas del ventilador	27
2.4 DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES A UTILIZAR PARA EL CONTROL DEL FLUJO DE AIRE	29
2.5 CREACIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL	30
2.5.1 Formación de las variables de entrenamiento	30
2.5.2 Diseño de la red.....	32
2.5.3 Creación de la red	33



2.5.4 Visualización de la red neuronal diseñada	34
2.5.5 Entrenamiento de la red neuronal.....	35
2.6 FALLAS DEL SOFTWARE CITEC SOBRE EL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS.....	36
2.6.1 Variables a medir.....	38
2.7 PROGRAMA UTILIZADO PARA EL LOGRO DE LA SIMULACIÓN	39
2.8 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO.....	41
CAPÍTULO III	42
PROPUESTA DE MEJORAS	42
3.1 INTRODUCCIÓN	42
3.3 APLICACIONES DE LOS VARIADORES DE FRECUENCIA.....	42
3.4 PROPUESTA DEL ALGORITMO DE TRABAJO PARA EL SISTEMA	43
3.5 RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN DEL SISTEMA PROPUESTO	46
3.6 COMPARACIÓN ENTRE LOS MEDIOS DE CONTROL EXISTENTE Y PROPUESTO	47
3.7 ANÁLISIS TÉCNICO-ECONÓMICO	48
3.7.1 Reservas por concepto de sustitución de.....	49
3.7.2 Reservas de energía.....	51
3.7.3 Tiempo de amortización	51
3.7.4 Cálculo del Costo salarial (Cs)	52
3.7.5 Cálculos del VAN (Valor Actual Neto) y el TIR (Tasa Interna de Retorno)	53
3.8 VALORACIÓN SOCIAL	55
3.9 VALORACIÓN TÉCNICA.....	55
3.10 IMPACTO MEDIOAMBIENTAL.....	55
3.11 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO.....	56
CONCLUSIONES GENERALES	57
RECOMENDACIONES	58



BIBLIOGRAFÍA	59
--------------------	----

ANEXOS	I
--------------	---



INTRODUCCIÓN GENERAL

A medida que ha evolucionado el tiempo, con él la tecnología. En tiempos pasados, los procesos, las máquinas y todo lo construido por el hombre eran muy arcaicos, grandes y análogos, ya que la era de los sistemas digitales comenzó a tener relevancia con las comunicaciones. En estos tiempos se han realizado muchísimos avances en el plano de la electricidad, uno de estos es el variador de velocidad el cual se emplea en la automatización de los accionamientos. El variador ya antes mencionado es utilizado en numerosos procesos de las industrias con el fin de mejorar la eficiencia de los accionamientos y sustituye al control por estrangulamiento que no es muy eficiente.

La automatización como una disciplina de la ingeniería, abarca la instrumentación industrial, que incluye los sensores y transmisores de campo, los sistema y supervisión, los sistema de transmisión y recolección de datos además de las aplicaciones de software en tiempo real para supervisar y controlar las operaciones de plantas o procesos industriales, de forma que el hombre intervenga cada vez menos, haciendo así al proceso más autónomo.

El control aplicado en la industria se conoce como control de procesos. Se ocupa sobre todo de la medición de temperatura, presión, caudal, etc. Tal y como se menciona en el tema este trabajo comprenderá un algoritmo de control para la variación de velocidad de los accionamientos que componen el sistema de suministro de aire para las cámaras de combustión. Para ello se llevaran a cabo mediciones en los procesos tecnológicos de la planta como pueden ser; presión, consumo de electricidad de los accionamientos su equivalente en combustible, cantidad de cámaras de combustión funcionando en la losa, además se tendrá en cuenta la variable flujo volumétrico de aire, componente indispensable la cual no se ha tenido en cuenta durante los análisis anteriores.

En el ámbito de la industrialización, la automatización esta un paso por delante de la mecanización. Mientras que la mecanización provee operadores humanos con maquinaria para ayudar a exigencias musculares de trabajo, la automatización



reduce considerablemente la necesidad para exigencias humanas sensoriales y mentales. Los procesos y los sistemas también pueden ser automatizados. La maquinaria industrial generalmente es accionada a través de motores eléctricos, a velocidades constantes o variables, pero con valores precisos. No obstante, los motores eléctricos generalmente operan a velocidad constante, con valores que dependen de la alimentación y de las características propias del motor, los cuales no se pueden modificar fácilmente.

Para lograr regular la velocidad de los motores, se emplea un controlador especial que recibe el nombre de variador de velocidad. Los variadores de velocidad se emplean en una amplia gama de aplicaciones industriales, como ventiladores, equipos de bombeo, bandas transportadoras industriales, elevadores, tornos y fresadoras, etc. En este trabajo se estudia la tecnología de un control inteligente capaz de mejorar el funcionamiento de los ventiladores de la planta de Hornos de Reducción en la Empresa Cmte. Ernesto Che Guevara, así como las posibles vías que permita controlar el flujo volumétrico de aire óptimo que necesiten las cámaras de combustión, para lograr una exitosa combustión con el menor consumo de energía posible.

SITUACIÓN PROBLÉMICA

En condiciones actuales es ineficiente el control de suministro de aire en las cámaras de combustión, lo cual tiene efecto en pérdidas de energía por la falta de correspondencia en la entrega de flujo de aire de los ventiladores y el consumo de aire de las cámaras de combustión que se encuentran funcionando, esto demuestra una variabilidad en la demanda del proceso de combustión y se le atribuye por el hecho de no considerar todas las variables del proceso para establecer el flujo volumétrico de aire requerido en el control del ventilador, además el control existente es altamente consumidor porque no tiene efecto directo sobre el accionamiento. Existen pérdidas por concepto de reservas de potencias debido al uso del *Damper* como medio de control aplicado de forma mecánica, esto trae consigo errores a la hora de la regulación ya que se realiza por medio de la vista del operador.

PROBLEMA CIENTÍFICO

Ausencia de un control eficiente en el sistema de suministro de aire a las cámaras de combustión de la planta de Hornos de Reducción que garantice el uso racional de la energía eléctrica.

OBJETO DE ESTUDIO

Sistema de suministro aire de combustión de la planta de Hornos de Reducción de la Empresa Comandante Ernesto 'Che' Guevara.

CAMPO DE ACCIÓN

Control automático del flujo de aire.

HIPÓTESIS

Si se establece un sistema de control automático a partir de los valores adecuados de flujo de aire, presión, nivel de aireación y cámaras de combustión en funcionamiento el sistema de suministro de aire de combustión en la planta de Hornos de la ECG, entonces se podrá incrementar la eficiencia energética.

OBJETIVO GENERAL

Crear un algoritmo de control más eficiente para el accionamiento motor – ventilación del sistema de suministro aire a las cámaras de combustión en la Planta de Hornos de Reducción.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar las mediciones de presión y flujo volumétrico de aire en la red.
- Diseñar algoritmo de control apoyo en redes neuronales.
- Simular el sistema y evaluar el algoritmo propuesto.
- Evaluar la eficiencia del sistema modificado.
- Analizar la viabilidad técnico económico del sistema de control obtenido.

TAREAS ESPECÍFICAS

- Creación de una base estadística con las mediciones realizadas,
- Realización de un entrenamiento sobre redes neuronales en el software Matlab,



- Obtención de los valores del flujo volumétrico de aire utilizando las bases de datos creadas y las redes neuronales del Matlab,
- Definición de nuevo puntos de muestreo del sistema de medición y control,
- Simulación del sistema de control del accionamiento
- Realización del cálculo técnico económico de la variante óptima.

En el proceso investigativo se utilizan las siguientes **técnicas y métodos de investigación**:

Métodos teóricos

Método histórico-lógico para la sistematización del conjunto de conocimientos y teorías relacionadas con el objeto de estudio.

Analítico-sintético, al efectuar el estudio del sistema del accionamiento actual, examinando las variables, presión y flujos volumétricos de aire en las cámaras de combustión en funcionamiento.

Hipotético-deductivo, al formular la hipótesis de la investigación, deduciendo que el conocimiento de los valores operacionales adecuados contribuirá a la eficiencia del accionamiento trayendo consigo el uso racional de los portadores energéticos.

Técnicas computacionales, para el procesamiento estadístico de los datos experimentales, la validación de las expresiones matemáticas obtenidas y la creación de los gráficos de comportamiento del proceso.

CAPÍTULO I

MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL

1.1 Introducción

El objetivo del presente capítulo es establecer el Marco Teórico-Conceptual de la investigación, basado en el análisis de los trabajos precedentes, la metodología seguida para su ejecución así como la base teórica que sustenta la investigación y una caracterización integral del estado actual del objeto de estudio: Descripción del proceso tecnológico de la planta Hornos de Reducción de los ventiladores de aire atmosférico, instalados en esta y más específicamente de la tecnología de control actual de estos, Además se muestran las diferentes vías posibles de regulación, con el objetivo de facilitar el análisis para determinar la mejor forma de regular la presión y el flujo de aire en las losas de dicha planta, para lograr así un mejoramiento de la eficiencia de las mismas. Este trabajo está centrado en la losa número dos de la Empresa Comandante Ernesto Che Guevara.

1.2 Descripción del flujo tecnológico de la Unidad Básica de Producción (UBP) Hornos de Reducción.

- El objetivo del proceso que se realiza en esta planta, es reducir el óxido de níquel a níquel metálico, haciéndolo apto al mineral reducido para la lixiviación amoniaca. Para ello se cuenta con la instalación de 24 hornos, 12 transportadores rotatorios e igual número de enfriadores. El mineral antes de ser sometido a proceso de reducción se somete a un proceso de secado y molienda en la planta de preparación del mineral. En esta planta al mineral se le elimina la humedad hasta un 4 % aproximadamente y se muele hasta una fineza de 0,074 mm. También en los transportadores de banda se alimenta alrededor de 2,9 % de petróleo tecnológico, por lo que se logra una homogeneización bastante completa con la desventaja de una pérdida de combustible en el trayecto hasta su alimentación, (AUTORES 2005).
- El mineral, después de pasar por la sección de molienda, es enviado mediante transporte neumático a los silos (225 – SI) como forma de almacenaje, los



cuales tienen una capacidad de 1500 toneladas cada uno, lo que facilita una operación en los hornos de unas 16 horas. En la sección de los silos se encuentran 9 bombas tipo TA-36 (225- BO) de una capacidad de 120 t/h, mediante las cuales el mineral es bombeado hasta las tolvas de los hornos (225 TV) que son 12 en total, dispuestas una para cada dos hornos. Estas tolvas permiten realizar una operación de 8 horas a cada horno.

- Una vez el mineral en las tolvas, este pasa a los dosificadores de pasaje automático (225 – BA – 201) que son los equipos encargados de garantizar una alimentación uniforme al horno a través del pasaje que este realiza de acuerdo al tonelaje fijado, estos equipos tienen una capacidad hasta 22 t/h, después que el mineral es pesado, se produce la descarga del mismo al sinfín alimentador (225-TR-202) el cual transporta el mineral al horno hacia el hogar cero. El mineral una vez dentro del horno es sometido al proceso de reducción, el que se logra estableciendo un perfil de temperatura dentro del mismo y una concentración determinada de gases reductores (CO-H_2) para ello el horno dispone de 9 cámaras de combustión con quemadores de alta presión para la combustión incompleta del petróleo, el cual permite además de lograr el perfil de temperatura enriquecer la atmósfera reductora.
- El proceso de reducción se efectúa en hornos de hogares múltiples tipo IIM 17 K-6, 8, de 23,5 m de alto y 6,8 m de diámetro, con 17 hogares o soleras y 10 cámaras de combustión. Además, cuenta con un eje central al cual se le articulan 68 brazos (4 en cada hogar). Estos brazos tienen dispuestos diente o paletas con la que mediante la rotación del eje central facilitan el traslado de mineral de un hogar a otro. El movimiento o traslado de mineral de un hogar a otro se realiza en forma de zigzag, ya que los hogares pares tienen su descarga por la periferia y los hogares impares por el centro. Caracterización de los sistemas de generación y transporte de presión de aire. Diagrama del flujo tecnológico se puede observar en el anexo 1.

1.3 Estado del arte: Trabajos precedentes sobre control de ventiladores para suministro de aire-combustión y Redes Neuronales Artificiales

Las investigaciones científicas relacionadas con este tema, como se relacionan a continuación:

(Adolfo 1992). En el trabajo de diploma expone el diseño de la red de distribución de aire combustión en una losa de hornos, en el mismo contiene una propuesta del sistema de regulación de la instalación basada en la regulación por variación de velocidad de rotación y por estrangulación en la succión. Este investigador al haber analizado las deficiencias de la red de tuberías, pudo proponer un diseño que favorecería a un proceso más eficiente.

(Gutierrez 1996). Aborda en su tesis la comparación entre la regulación flujo de aire por *damper* (válvula electrohidráulica) y la regulación de flujo controlada por equipos electrónicos, como son los variadores. Este autor plantea la flexibilidad que permite los variadores de velocidad, y el beneficio económico que brinda al sustituir las válvulas electrohidráulicas.

(Crúz Martínez 2011). Plantea la regulación de la velocidad de los ventiladores con variadores de velocidad, propone un sensor de presión para la retroalimentar del control de presión que necesita los hornos para combustión en los hornos.

Este autor no analiza el sistema en cuanto al punto de trabajo del ventilador y la red, por lo que pone en duda el origen del criterio, de presión para fijar la constante de referencia.

(Garrido Zucarino 2013). Plantea la Automatización del sistema de suministro de aire para la combustión en la planta Hornos de Reducción en la empresa Comandante Ernesto Che Guevara. Este autor trabaja directamente con la variable presión estableciendo un lazo de control entre la variable y el controlador, lo que a mi entender no está del todo bien ya que la variable flujo está presente en el proceso y forma parte indispensable en el proceso productivo.

(Rosales Almaguer 2011). Este autor plantea un Estimador neuronal para el diagnóstico de fallas en accionamientos con motores de inducción. Esto es algo muy importante en el desarrollo de nuestra industria ya que al utilizar Redes Neuronales Artificiales (RNA), logramos un progreso significativo en la automatización de



procesos complejos donde solo se realizaba el control por parte de operadores y por medio de la vista humana.

(Escobar Calzadilla 2013). El autor abarca el tema de una Modelación de bandas transportadoras para mejorar la eficiencia utilizando lógica difusa, esto fue empleado en el transporte del mineral laterítico en la Empresa Che Guevara. Siendo un trabajo muy eficiente ya que utiliza un control inteligente para el manejo de las bandas transportadoras, el cual es capaz de moverse de acuerdo a una velocidad según el peso del mineral en la banda.

De todo lo expresado resulta evidente que la consulta bibliográfica hasta el momento no presenta una respuesta a la problemática en estudio. En su mayoría aborda elementos aislados que proponen solo respuesta a una parte del sistema. Pues el caudal de aire entregado a las cámaras de combustión sigue siendo una variable desconocida para estos autores, ya que la misma es suministrada en grandes cantidades y superiores al valor necesario que se necesita para el logro de una buena combustión.

1.4 Características generales del sistema de aire de combustión de la planta

En la planta de reducción de hornos se encuentran nueve motores de inducción trifásica de conexión delta, donde de ellos tres son de reserva. Estos motores se encuentran trabajando en régimen subcargado, los cuales presentan un alto par de arranque y después de que la corriente se restablece no operan a su potencia nominal, los motores están conectados por cuatro correas a su ventilador centrifugo de tiro forzado (succión), los cuales representan la carga mecánica para la máquina asincrónica. Los ventiladores generan un flujo de aire que es suministrado a las cámaras de post-combustión (PRIOR), las cuales mezclan el petróleo y el aire, después pasa al horno, cada horno necesita como mínimo 6 cámaras para que se realice el proceso. En la planta una losa es la estructura de tres accionamientos motor-ventilador, con uno de reserva y la red de tuberías que le corresponde al enlace con los ocho hornos con sus cámaras pertinentes.



1.5 Posibles vías de control para la regulación de flujo y la presión en las losas.

Muchas veces se presenta el problema, de tener que variar las prestaciones de un ventilador acoplado a una instalación porque se hace necesario que este funcione a diferentes regímenes. Ya que el proceso debe de ser lo más eficiente posible, existen varios métodos para llegar a mejorar la eficiencia del sistema a controlar, estos pueden ser los nombrados a continuación:

- Control por estrangulamiento.
- Control por variación de velocidad del motor.
- Regulación por medio de *Damper*.

1.5.1 Control por estrangulamiento

Este medio de control se basa en el estrangulamiento (abrir o cerrar) de las válvulas en los ductos de aire, lo que trae consigo que el motor trabaje a su velocidad constante y con un gran consumo de potencia ya que este necesitará elevar su torque para mantener la presión deseada en el sistema. El tipo de control es muy utilizado actualmente en la industria, pero se trabaja en su perfeccionamiento. En la figura 1.1 muestra una comparación entre distintos tipos de vías para la regulación donde se puede observar que el método por estrangulamiento no es el más eficiente, siendo el de regulación de velocidad el de mejor requerimiento de potencia.

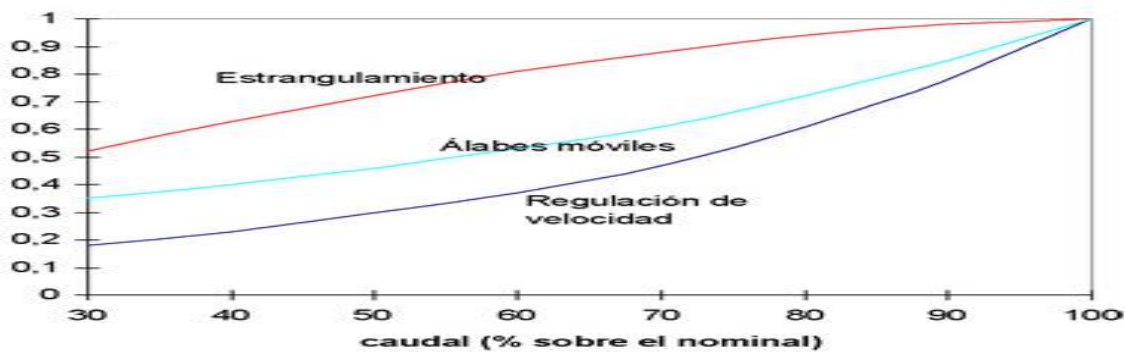


Figura 1.1: Vista del método de estrangulamiento.

1.5.2 Regulación por medio de *Damper*

Este medio de regulación se basa en la toma de aire de las compuertas de succión de los ventiladores de tiro forzado e inducido existente en la industria. Este

instrumento es el encargado de sacar aire de la toma de succión hacia la atmósfera, para mantener la presión que se necesita en el sistema y lograr el flujo deseado, pero tiene la desventaja que el motor sigue trabajando a su velocidad nominal y continua consumiendo potencia innecesaria para el logro de un flujo menor al que puede ser entregado con la potencia nominal.

En el *damper* solo se regula el flujo de aire teniendo en cuenta que salgan del proceso varias cámaras de post-combustión, habría un aumento de la presión en las cámaras, la solución para este tipo de regulación es actualmente estrangular el flujo de aire a la entrada de las cámaras lo que significa una pérdida de energía. En esta comparación la tecnología de *damper* no rivaliza con la regulación por frecuencia. En la figura 1.2 puede observarse el requerimiento de potencia de un damper para el logro de valores de flujo determinados.

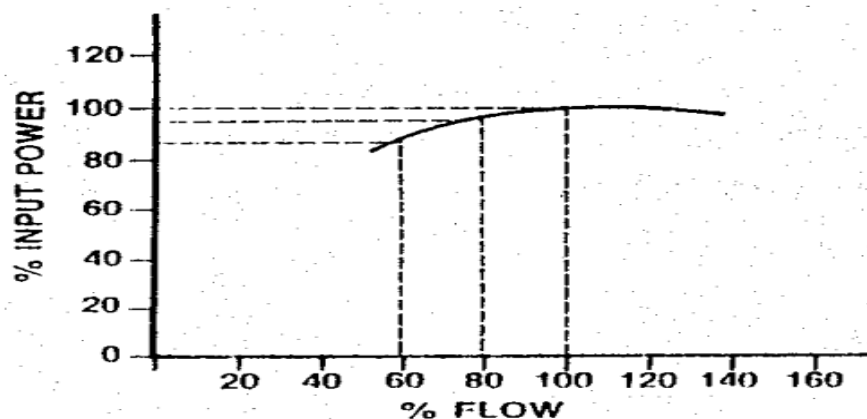


Figura 1.2: Requerimientos de potencia con la utilización del Damper.

1.5.3 Control por medio de variación de velocidad del motor

Este medio de control es basado en dispositivos electrónicos los cuales varían la frecuencia y la tensión a la entrada del motor. Técnicamente, la proposición de utilizar el método de regulación de flujo con variadores de velocidad para sustituir el *damper*, presenta una serie de ventajas de flexibilidad en el manejo, facilidad de mantenimiento y ahorro en el consumo de energía. En la figura 1.3 podemos apreciar una comparación entre los distintos métodos de regulación de flujo expuestos en el trabajo con respecto al consumo de potencia según la cantidad de flujo que se entrega.

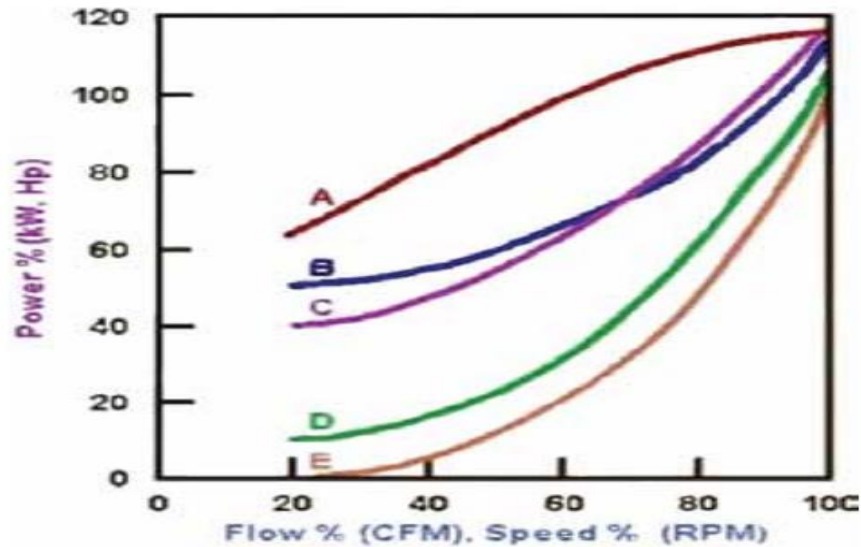


Figura 1.3: Comparación entre los distintos tipos de métodos reguladores de flujo.

Fuente: (SIEMENS 2010).

Donde

Curva A: Dampers en la descarga

Curva B: Compuertas de entrada variables

Curva C: Corrientes de EDDY

Curva D: Variador de velocidad de AC (Corriente alterna)

Curva E: Curva teórica del ventilador

En la figura 1.3 se puede distinguir que el método de regulación de flujo por medio de variadores de velocidad es el más eficiente con respecto a los demás métodos ya que éste utiliza menos potencia para el logro del flujo deseado en el punto de trabajo.

El Variador de Velocidad (VSD, por sus siglas en inglés Variable Speed Drive) es en un sentido amplio un dispositivo o conjunto de dispositivos mecánicos, hidráulicos, eléctricos o electrónicos empleados para controlar la velocidad giratoria de maquinaria, especialmente de motores. También es conocido como Accionamiento de Velocidad Variable (ASD, también por sus siglas en inglés Adjustable-Speed Drive). De igual manera, en ocasiones es denominado mediante el anglicismo Drive, costumbre que se considera inadecuada, (Aparicio 1987).

La maquinaria industrial generalmente es accionada a través de motores eléctricos, a velocidades constantes o variables, pero con valores precisos. No obstante, los

motores eléctricos generalmente operan a velocidad constante o cuasi-constante, y con valores que dependen de la alimentación y de las características propias del motor, los cuales no se pueden modificar fácilmente. Para lograr regular la velocidad de los motores, se emplea un controlador especial que recibe el nombre de variador de velocidad, (Eléctricos 2010). El uso de variadores de velocidad ofrece las siguientes ventajas por lo cual es mucho mejor su utilización para el uso de regular flujos.

Ventajas de la variación de velocidad con variadores.

- Controla la aceleración y el frenado progresivo.
- Limita la corriente de arranque.
- Permite el control de rampas de aceleración y deceleración regulables en el tiempo.
- Consigue un ahorro de energía cuando el motor funcione parcialmente cargado, con acción directa sobre el factor de potencia
- Puede detectar y controlar la falta de fase a la entrada y salida de un equipo. Protege al motor.
- Se obtiene un mayor rendimiento del motor.

Los variadores de velocidad a pesar de las ventajas antes expuestas presentan otra ventaja muy especial y esta es que pueden ser controlados automáticamente. Este control puede ser a través de un autómatas, microprocesador y también de un computador utilizando programas especiales para este diseño. Últimamente a nivel mundial se trabajan estos medios con controladores inteligentes a base de lógica difusa y además redes neuronales artificiales, las cuales formarán parte del desarrollo del presente trabajo como sistema controlador del variador de velocidad para el logro de una buena regulación del flujo de aire en nuestro sistema objeto de estudio.

1.6 Generalidades acerca de las redes neuronales

Las **redes de neuronas artificiales** (denominadas habitualmente como **RNA** o en inglés como: "ANN"^[1]) son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata



de un sistema de interconexión de neuronas que colaboran entre sí para producir un estímulo de salida. En inteligencia artificial es frecuente referirse a ellas como **redes de neuronas** o **redes neuronales**. Los primeros modelos de redes neuronales datan de 1943 por los neurólogos McCulloch y Pitts. Años más tarde, en 1949, Donald Hebb desarrolló sus ideas sobre el aprendizaje neuronal, quedando reflejado en la "regla de Hebb". En 1958, Rosenblatt desarrolló el perceptrón simple, y en 1960, Widrow y Hoff desarrollaron el ADALINE, que fue la primera aplicación industrial real. En los años siguientes, se redujo la investigación, debido a la falta de modelos de aprendizaje y el estudio de Minsky y Papert sobre las limitaciones del perceptrón. Sin embargo, en los años 80, volvieron a resurgir las RNA gracias al desarrollo de la red de Hopfield, y en especial, al algoritmo de aprendizaje de retropropagación ideado por Rumelhart y McLellan en 1986 que fue aplicado en el desarrollo de los perceptrones multicapa, (Wikipedia 2013).

1.6.1 Características de las redes neuronales

Una red neuronal se compone de unidades llamadas neuronas. Cada neurona recibe una serie de entradas a través de interconexiones y emite una salida. Esta salida viene dada por tres funciones:

1. Una **función de propagación** (también conocida como función de excitación), que por lo general consiste en el sumatorio de cada entrada multiplicada por el peso de su interconexión (valor neto). Si el peso es positivo, la conexión se denomina *excitatoria*; si es negativo, se denomina *inhibitoria*.
2. Una **función de activación**, que modifica a la anterior. Puede no existir, siendo en este caso la salida la misma función de propagación.
3. Una **función de transferencia**, que se aplica al valor devuelto por la función de activación. Se utiliza para acotar la salida de la neurona y generalmente viene dada por la interpretación que queramos darle a dichas salidas. Algunas de las más utilizadas son la función sigmoidea (para obtener valores en el intervalo $[0,1)$) y la tangente hiperbólica (para obtener valores en el intervalo $[-1,1]$).



1.6.2 ¿Cómo se trabaja con las redes neuronales?

El modelo mostrado en la figura 1.4 describe el procedimiento para operar con redes neuronales. Originalmente la red neuronal no dispone de ningún tipo de conocimiento útil almacenado. Para que la red neuronal ejecute una tarea es preciso **entrenarla**, en terminología estadística diríamos que es necesario **estimar los parámetros**.

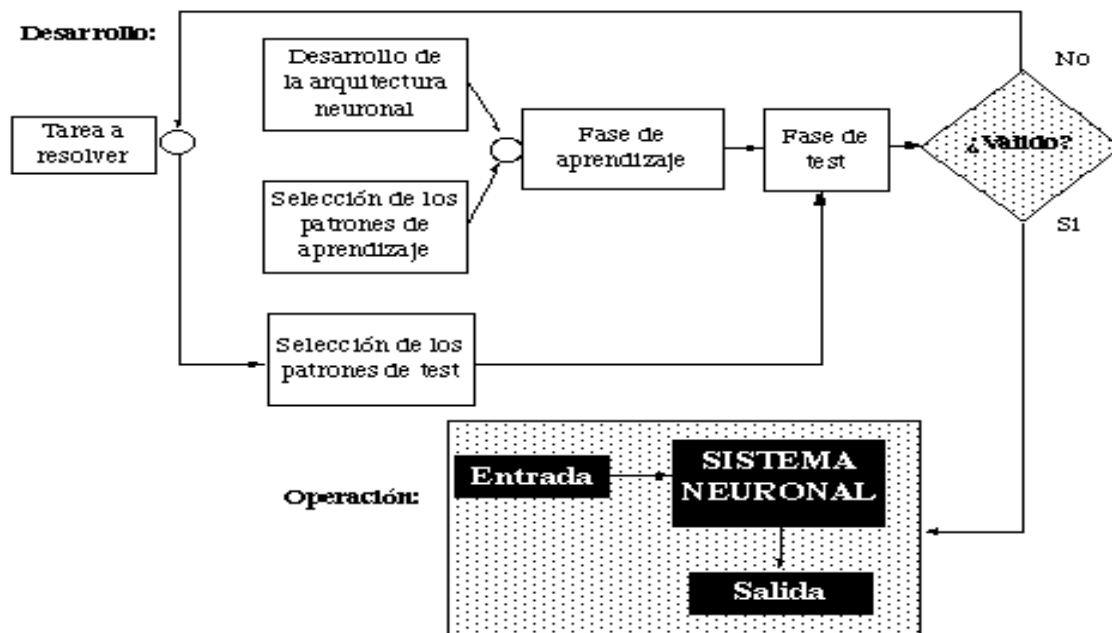


Figura 1.4: Modo de trabajo con redes neuronales.

Es un procedimiento estadístico

En realidad todo el procedimiento que vemos en el modelo es estadístico: primero se selecciona un conjunto de datos, o patrones de aprendizaje en jerga neuronal. Después se desarrolla la arquitectura neuronal, número de neuronas, tipo de red. Por decirlo con otras palabras, se selecciona el modelo y el número de variables dependientes e independientes. Se procede a la fase de aprendizaje o estimación del modelo y a continuación se validan los resultados.

Funcionamiento

Una de las misiones en una red neuronal consiste en simular las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales (como un circuito integrado, un

ordenador o un conjunto de válvulas). El objetivo es conseguir que las máquinas den respuestas similares a las que es capaz de dar el cerebro que se caracterizan por su generalización y su robustez, como se puede observar en la figura 1.5.

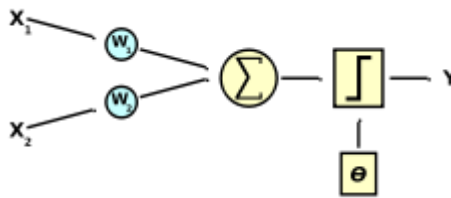


Figura 1.5: Modelo del diseño y programación de una RNA. Perceptrón con 2 entradas.

1.7 Diseño y programación de una RNA (red neuronal artificial)

Con un paradigma convencional de programación en ingeniería del software, el objetivo del programador es modelar matemáticamente (con distintos grados de formalismo) el problema en cuestión y posteriormente formular una solución (programa) mediante un algoritmo codificado que tenga una serie de propiedades que permitan resolver dicho problema. En contraposición, la aproximación basada en las RNA parte de un conjunto de datos de entrada suficientemente significativo y el objetivo es conseguir que la red *aprenda* automáticamente las propiedades deseadas. En este sentido, el diseño de la red tiene menos que ver con cuestiones como los flujos de datos y la detección de condiciones, y más que ver con cuestiones tales como la selección del modelo de red, la de las variables a incorporar y el preprocesamiento de la información que formará el *conjunto de entrenamiento*. Asimismo, el proceso por el que los parámetros de la red se adecuan a la resolución de cada problema no se denomina genéricamente programación sino que se suele denominar *entrenamiento neuronal* (Wikipedia 2013).

Por ejemplo en una red que se va a aplicar al diagnóstico de imágenes médicas; durante la fase de entrenamiento el sistema recibe imágenes de tejidos que se sabe son cancerígenos y tejidos que se sabe son sanos, así como las respectivas clasificaciones de dichas imágenes. Si el entrenamiento es el adecuado, una vez concluido, el sistema podrá recibir imágenes de tejidos no clasificados y obtener su

clasificación *sano/no sano* con un buen grado de seguridad. Las variables de entrada pueden ser desde los puntos individuales de cada imagen hasta un vector de características de las mismas que se puedan incorporar al sistema (por ejemplo, procedencia anatómica del tejido de la imagen o la edad del paciente al que se le extrajo la muestra).

Estructura

La mayoría de los científicos coinciden en que una RNA es muy diferente en términos de estructura de un cerebro animal. Al igual que el cerebro, una RNA se compone de un conjunto masivamente paralelo de unidades de proceso muy simples y es en las conexiones entre estas unidades donde reside la inteligencia de la red. Sin embargo, en términos de escala, un cerebro es muchísimo mayor que cualquier RNA creada hasta la actualidad, y las neuronas artificiales también son más simples que su contrapartida animal.

Biológicamente, un cerebro aprende mediante la reorganización de las conexiones sinápticas entre las neuronas que lo componen. De la misma manera, las RNA tienen un gran número de *procesadores* virtuales interconectados que de forma simplificada simulan la funcionalidad de las neuronas biológicas. En esta simulación, la reorganización de las conexiones sinápticas biológicas se modela mediante un mecanismo de *pesos*, que son ajustados durante la fase de aprendizaje. En una RNA entrenada, el conjunto de los pesos determina el *conocimiento* de esa RNA y tiene la propiedad de resolver el problema para el que la RNA ha sido entrenada.

Por otra parte, en una RNA, además de los pesos y las conexiones, cada neurona tiene asociada una función matemática denominada función de transferencia. Dicha función genera la señal de salida de la neurona a partir de las señales de entrada. La entrada de la función es la suma de todas las señales de entrada por el peso asociado a la conexión de entrada de la señal. Algunos ejemplos de entradas son la función escalón de Heaviside, la lineal o mixta, la sigmoide y la función gaussiana, recordando que la función de transferencia es la relación entre la señal de salida y la entrada.



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 de manera aceptable aun 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 (por ejemplo 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 cual si esto es implementado con computadoras o en dispositivos electrónicos especiales, se pueden obtener respuestas en tiempo real.

Aprendizaje

Una segunda clasificación que se suele hacer es en función del tipo de aprendizaje de que es capaz (si necesita o no un conjunto de entrenamiento supervisado). Para cada tipo de aprendizaje encontramos varios modelos propuestos por diferentes autores:

- **Aprendizaje supervisado:** necesitan un conjunto de datos de entrada previamente clasificado o cuya respuesta objetivo se conoce. Ejemplos de



este tipo de redes son: el perceptrón simple, la red Adaline, el perceptrón multicapa, red backpropagation, y la memoria asociativa bidireccional.

- **Aprendizaje no supervisado o autoorganizado:** no necesitan de tal conjunto previo. Ejemplos de este tipo de redes son: las memorias asociativas, las redes de Hopfield, la máquina de Boltzmann y la máquina de Cauchy, las redes de aprendizaje competitivo, las redes de Kohonen o mapas autoorganizados y las redes de resonancia adaptativa (ART).
- **Redes híbridas:** son un enfoque mixto en el que se utiliza una función de mejora para facilitar la convergencia. Un ejemplo de este último tipo son las redes de base radial.
- **Aprendizaje reforzado:** se sitúa a medio camino entre el supervisado y el autoorganizado.

Tipo de entrada

Finalmente también se pueden clasificar las RNAs según sean capaces de procesar información de distinto tipo en:

- **Redes analógicas:** procesan datos de entrada con valores continuos y, habitualmente, acotados. Ejemplos de este tipo de redes son: Hopfield, Kohonen y las redes de aprendizaje competitivo.
- **Redes discretas:** procesan datos de entrada de naturaleza discreta; habitualmente valores lógicos booleanos. Ejemplos de este segundo tipo de redes son: las máquinas de Boltzmann y Cauchy, y la red discreta de Hopfield.

Aplicaciones

Las características de las RNA las hacen bastante apropiadas para aplicaciones en las que no se dispone a priori de un modelo identificable que pueda ser programado, pero se dispone de un conjunto básico de ejemplos de entrada (previamente clasificados o no). Asimismo, son altamente robustas tanto al ruido como a la disfunción de elementos concretos y son fácilmente paralelizables.



Esto incluye problemas de clasificación y reconocimiento de patrones de voz, imágenes, señales, etc. Asimismo se han utilizado para encontrar patrones de fraude económico, hacer predicciones en el mercado financiero, hacer predicciones de tiempo atmosférico, etc.

También se pueden utilizar cuando no existen modelos matemáticos precisos o algoritmos con complejidad razonable, por ejemplo la red de Kohonen ha sido aplicada con un éxito más que razonable al clásico problema del viajante (un problema para el que no se conoce solución algorítmica de complejidad polinómica).

Existe además un uso muy importante para las redes neuronales, el cual es el control de variadores de velocidad como forma de regular aún más y hacer más exactos estos equipos. También con el fin de lograr una mayor optimización del consumo de potencia de los mismos para realizar un uso racional de la energía.

Otro tipo especial de redes neuronales artificiales se ha aplicado en conjunción con los algoritmos genéticos (AG) para crear controladores para robots. La disciplina que trata la evolución de redes neuronales mediante algoritmos genéticos se denomina Robótica Evolutiva. En este tipo de aplicación el genoma del AG lo constituyen los parámetros de la red (topología, algoritmo de aprendizaje, funciones de activación, etc.) y la adecuación de la red viene dada por la adecuación del comportamiento exhibido por el robot controlado (normalmente una simulación de dicho comportamiento), véase en la figura 1.6.

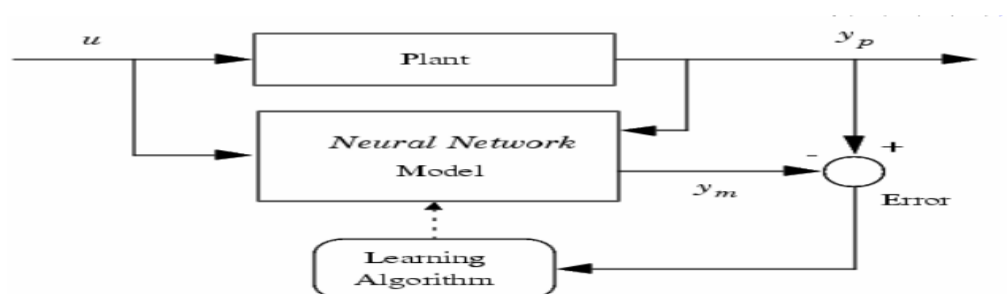


Figura 1.6: Modelo de entrenamiento de una neurona o red de neuronas artificiales.

En la figura se muestra un diagrama de bloques de en qué consiste el entrenamiento de una neurona o una red de neuronas artificiales. Se compara la salida de la neurona matemática para una señal prefijada de entrada, con el resultado ideal esperado que se conoce de la realidad y este resultado debe ser lo más cercano posible. El proceso de entrenamiento no termina hasta que el error no alcance un valor lo más pequeño posible. El entrenamiento consiste básicamente en modificar los pesos y bias de las neuronas o capas de neuronas artificiales, hasta que se alcance un error medio igual o por debajo de lo especificado para garantizar un aprendizaje establecido. Existen varios tipos de entrenamientos, empleando diversos métodos que deciden cómo cambiar los pesos y las bias, cuáles cambiar primeros y a qué velocidad o con qué proporción, pero finalmente cada método o su selección depende del problema en concreto que se desea representar.

Función de activación

En esta sección, se presenta las funciones las que más utilidades en estructuras de red neuronal artificial. Las funciones sigmoideas y lineales siempre usan en las redes neuronales con propagación hacia adelante.

a) Función escalón de conexión o desconexión

Esta función define frecuentemente denominada escalón de dos posiciones (sí o no). La salida de esta función es, o bien una constante positiva, una constante negativa o cero. Esta función posee una discontinuidad en un punto que imposibilita la evaluación de la derivada en dicho punto. La figura 1.7 y 1.8 se representa la familia de estas funciones

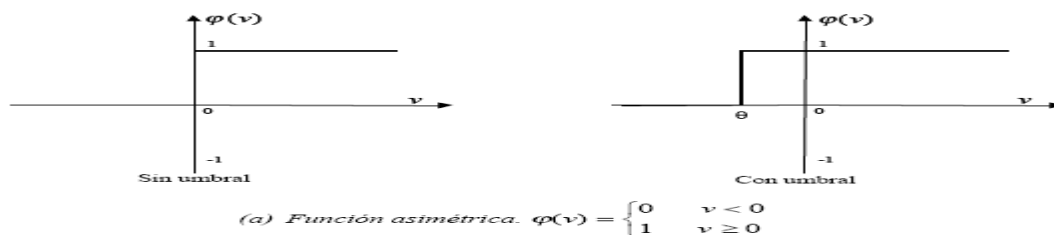


Figura 1.7: Funciones escalos de conexión y desconexión.

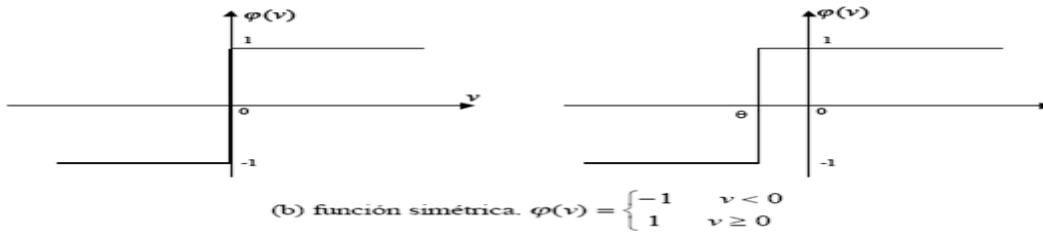


Figura 1.8: Función escalón de conexión y desconexión.

b) Función saturación lineal.

Función saturación lineal es similar a la función de escalón de conexión o desconexión, salvo que en un rango determinado de la variable de entrada. La salida tiene un comportamiento proporcional. La figura 1.9 se muestra tan solo dos discontinuidades en su derivada.

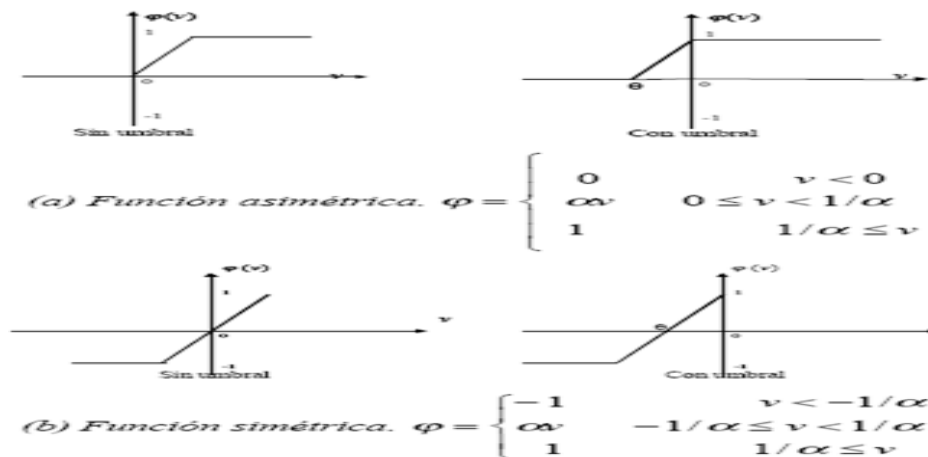


Figura 1.9: Función saturación lineal

c) Función sigmoidal asimétrica

Es una función binaria, continua diferenciable en todo su dominio. La figura 1.10 expone una representación de esta función y es la función que se va a utilizar en el recorrido del trabajo.

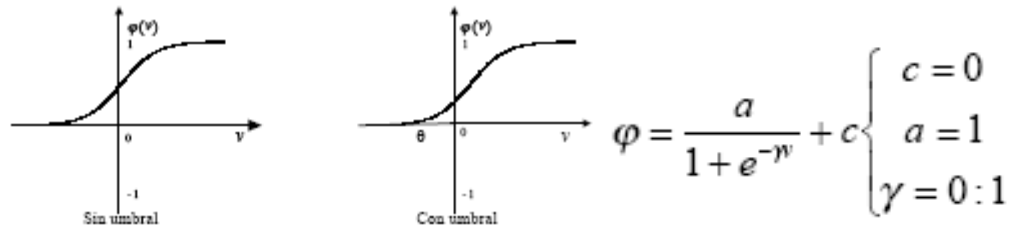


Figura 1.10: Función sigmoidal asimétrica

d) Función sigmoidal simétrica (tansig)

Esta función también denominada tangente hiperbólica es completamente diferenciable en todo su dominio, monótonamente creciente y posee una característica bipolar. La figura 1.11 se representa el gráfico de esta función. La función sigmoidal simétrica (tansig) es la que se utiliza en la construcción de la red neuronal artificial (RAN).

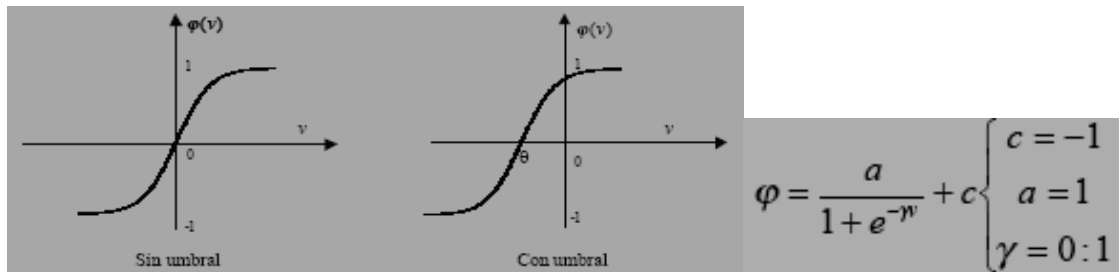


Figura 1.11: Función sigmoidal simétrica.

e) Función lineal (purelin)

Esta función posee una característica tipo lineal como se observa en figura 1.12, la cual no tiene límites en su rango.

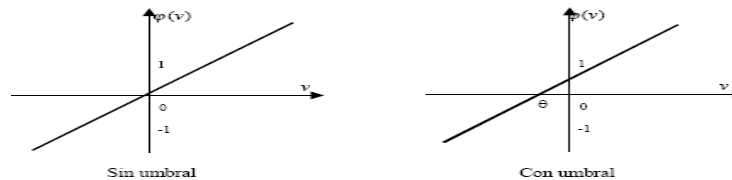


Figura 1.12: Función lineal.

1.8 Arquitectura de las redes neuronales artificiales

Si bien la red neuronal artificial (ANN) es la unidad principal, no menos importante es como se interconectan entre ellas para formar una red que procese la información.

Nos referimos a la arquitectura como las diferentes formas de interconectar esas unidades básicas creando redes de topología diferentes. Pueden existir un sin número de posibles combinaciones de las conexiones entre ellas, sin embargo podemos definir algunas estructuras fundamentales, (Trzynadlowski 1994).

1.8.1 Redes neuronales artificiales de propagación hacia delante

Este tipo de estructura se organiza en un grupo de neuronas que procesan la información de entrada paralelamente y luego la salida de las neuronas se combinan para obtener unas salidas de la red o alimentar otro grupo de neuronas. La figura 1.13 muestra la estructura de la red neuronal de una sola capa de salida. La figura 1.14 muestra una estructura de red neuronal multicapa (MFANN) que contiene una o más capas ocultas. La salida de cada neurona se conecta a las entradas de las neuronas de las siguientes capas hasta alcanzar a la capa de salida, (Rios 2002).

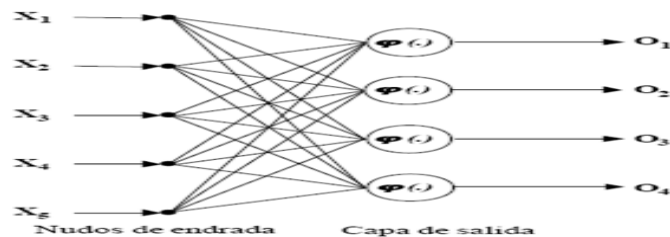


Figura 1.13: Red de propagación de una capa

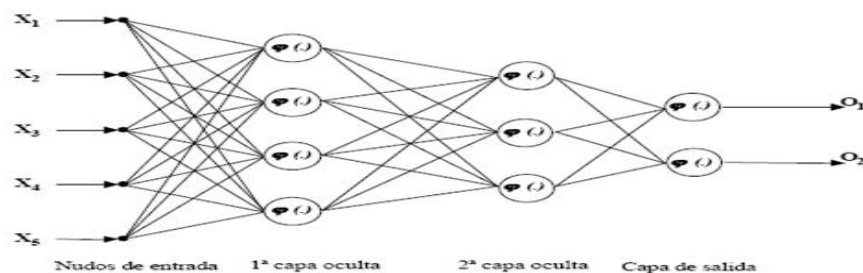


Figura 1.14: Red de propagación multicapa

1.9 Conclusiones parciales

- Con el presente trabajo del capítulo 1, se presenta un análisis actual sobre la descripción teórica de los trabajos precedentes además de toda la teoría relacionada con el sistema de suministro de aire-combustión en la planta de hornos.

- Se analizan principalmente los métodos de control sobre la regulación de flujo de aire que pueden ser usados, en la regulación de flujo de los ventiladores, demostrándose así cual es el más eficiente.
- Se brinda una detallada explicación sobre la utilización de las redes neuronales para el control de variadores de velocidad.



CAPÍTULO II

MATERIALES Y MÉTODOS A EMPLEAR

2.1 Introducción

En este capítulo se comprenderán todas las acciones tomadas para la realización del algoritmo de control para la regulación de velocidad del accionamiento motor-ventilación en el sistema de distribución de aire de combustión en la planta de Hornos de Reducción. Para el desarrollo de este trabajo se contará con la práctica en un sistema de control nuevo basado en el aprendizaje según el paso del tiempo, es decir un control inteligente solidificado y estructurado con las redes neuronales del software Matlab. El algoritmo luego de desarrollado será introducido en el set point del variador de velocidad propuesto para el sistema. Éste permitirá que el motor trabaje de forma tal que pueda entregar el flujo volumétrico de aire necesario para las cámaras de combustión que estén en funcionamiento, manteniendo la presión en un valor fijo aunque dejen o se sumen más cámaras al trabajo en el horno.

2.2 Descripción de la red de suministro de aire de combustión Losa 2

Para satisfacer las necesidades de la cámara de combustión en cuanto al aire atmosférico, se encuentran instalados tres ventiladores operando de forma ininterrumpida, los que tienen una capacidad de $17 \text{ m}^3/\text{s}$, un incremento de la presión de 15 kPa y una potencia de 220 kW cada uno de ellos. De estos ventiladores solamente trabajan dos y el otro queda de reserva. La instalación de los ventiladores, se encuentra ubicada en la parte sur de la planta en el nivel cero como se muestra en el (anexo 2 el plano 304.216.02.000).

Los ventiladores suministran el aire a través de un conducto de (1,2 m) de diámetro, de forma independiente descargan a un colector común acoplado en paralelo de (1,4 m) de diámetro (ver anexo 3 el plano 304.216.01.000), instalado horizontal en el nivel (8,7); esta red de aire se desvía de forma vertical a través de un codo de 90° en el nivel (11,900); continuando la red con una pequeña desviación en la vertical hasta el nivel (21,6).



Lo explicado anteriormente puede verse en el (anexo 304.216.01.000). El conducto de aire va disminuyendo de diámetro (1,4; 1,2; 0,6; 0,5; 0,4 y 0,3) metros y a la vez va ramificándose entre los 8 hornos instalados: cuatro en el sur y cuatro en el norte, y como el conducto se ubica en el este, el flujo de aire a través de los conductos se dirige de este a oeste bordeando cada horno de reducción.

El flujo de aire en la red de distribución en el nivel (21,6) desciende por los conductos de (0,3 m) de diámetro dispuesto verticalmente y pasando por las cámaras de combustión de cada horno como se indica en el (anexo 304.216.01.000).

El criterio de presión en el sistema lo compone la demanda de aire en las cámaras Prior y calculando cual es la cobertura de los ventiladores, para saber que potencia necesitaría los motores para el procesos. En la figura 2.1 se muestra A, B, C, D, E, F, G, lo cual se quiere representar la diferencia de diámetros a lo largo de la losa.

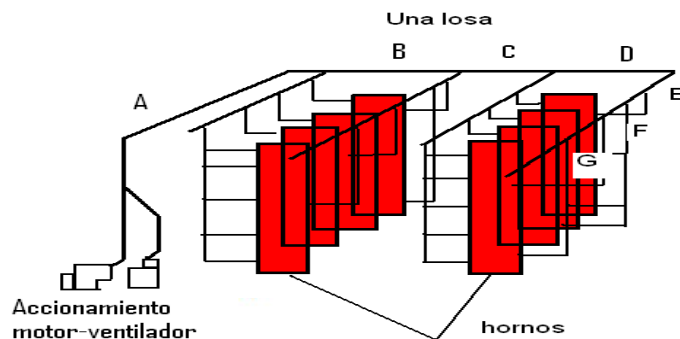


Figura 2.1: Composición de una losa de la planta de hornos.

2.3 Caracterización del accionamiento

En el proceso industrial se encuentra en la toma de aire un accionamiento motor-ventilador, en la tabla 2.1 pueden verse los parámetros. El cual presenta un *damper* ubicado en la compuerta del ventilador. Al trabajar este mecanismo en un porcentaje de apertura menor al 100% implica que el flujo entregado sea menor, ya que al este ser variado lo que mantiene es una presión determinada. Lo que implica un gasto de consumo de energía por el hecho de que el motor trabaja a velocidad y potencia nominal. Este accionamiento tiene varias deficiencias, partiendo de que es un sistema de entrega de flujo de aire ya un poco obsoleto en el mundo debido a que se utilizan muy poco las válvulas de estrangulamiento para estos sistemas, lo ideal sería

el empleo de variadores velocidad con un control inteligente como se propone en este trabajo.

Tabla 2.1: Parámetros del accionamiento

Variables	Datos Técnicos	Unidad
Caudal	30600	m ³ /h
Altura de presión	15	kPa
Revoluciones del motor	1780	rpm
Revoluciones del ventilador	1709	rpm
Potencia del motor	220	kW
Transmisión	polea-correa	-

De esta forma si utilizamos un variador de velocidad para regular las revoluciones por minuto del motor lograríamos reducir el consumo de potencia y no sería necesario el uso del *damper*. Solo se necesitan datos que pueden ser mostrados por el sistema SCADA presente en el proceso de la planta y realizar un sistema de control inteligente para el desarrollo de estos valores de datos muestreados convertirlos en una forma que el variador de velocidad los convierta en revoluciones por minuto para hacer la entrega eficiente de flujo y presión necesarias en el sistema de combustión.

2.3.1 Curvas del ventilador

Un ventilador es una máquina rotativa que impulsa al aire, o gas en movimiento. Se puede definir también como una bomba, aquella cuyo elemento principal es un rodete a través del cual pasa un fluido de forma continua, cambiando éste su cantidad de movimiento por acción de la máquina, dándose así una transferencia de energía entre la máquina y el fluido, la cual puede ser en sentido máquina-fluido o fluido-máquina. Las curvas mostradas en las figuras 2.2 y 2.3 son las brindadas por el fabricante de los motores, en las cuales se puede observar en el lugar que se encuentra el punto de trabajo de los mismos.



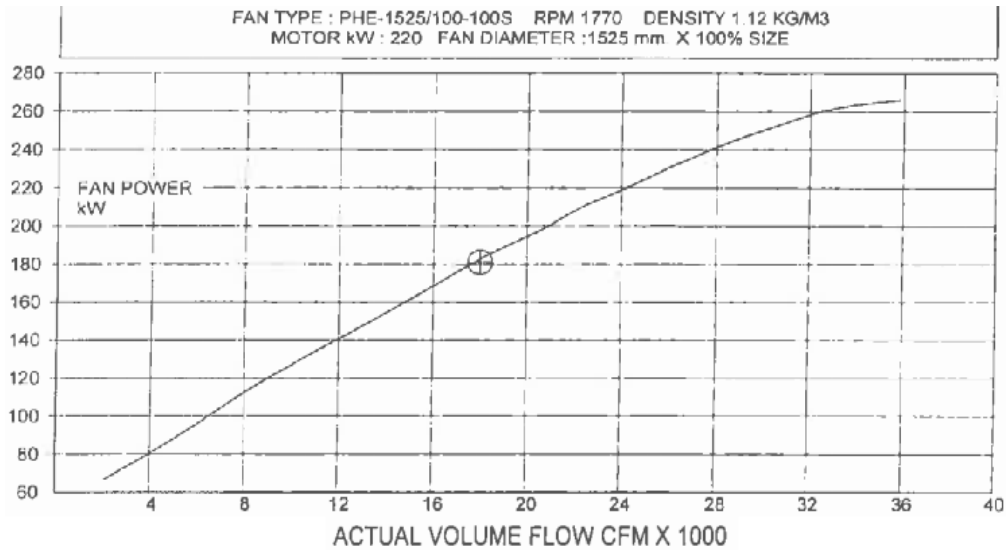


Figura 2.2: Curva del ventilador potencia contra flujo de aire

Fuente: (PRIOR 1991).

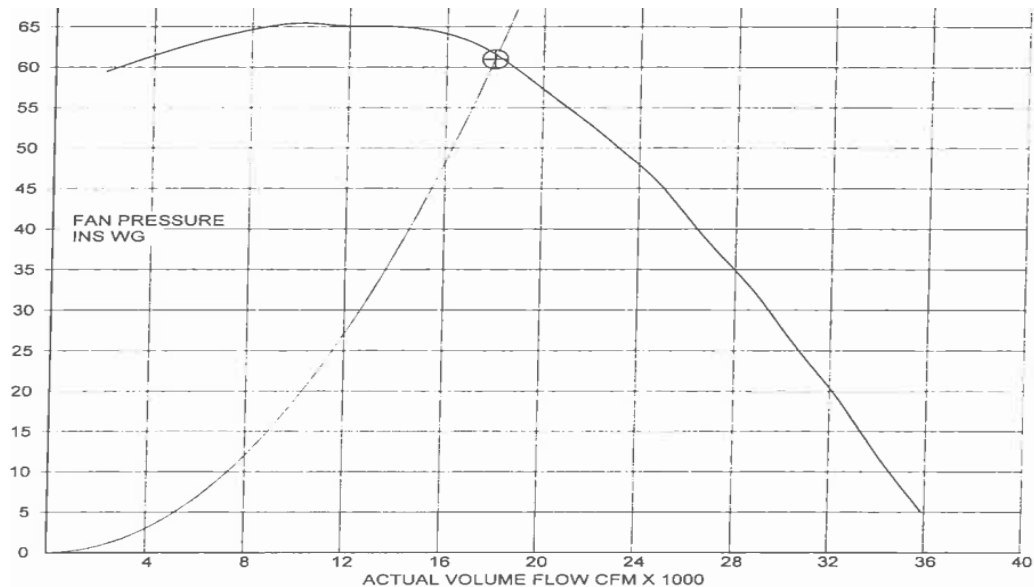


Figura 2.3: Curva de presión contra flujo de aire

Fuente: (PRIOR 1991).

2.3.1 Leyes de los ventiladores

Si un ventilador debe funcionar en condiciones diferentes de las ensayadas, no es práctico ni económico efectuar nuevos ensayos para determinar sus prestaciones. Mediante el uso de un conjunto de ecuaciones designado con el nombre de Leyes de

los ventiladores es posible determinar, con buena precisión, las nuevas prestaciones a partir de los ensayos efectuados en condiciones normalizadas.

Las leyes de los ventiladores están indicadas, bajo forma de relación de magnitudes, en ecuaciones que se basan en la teoría de la mecánica de fluidos y su exactitud es suficiente para la mayoría de las aplicaciones. Las variables que comprenden a un ventilador son la velocidad de rotación, el diámetro de la hélice o rodete, las presiones total, estática y dinámica, el flujo volumétrico, la densidad del gas, la potencia absorbida, el rendimiento y el nivel sonoro, (Escoda 1990).

Caudal

$$Q_V = Q_{V0} \left(\frac{n}{n_0} \right) \left(\frac{D}{D_0} \right)^3 \quad (2.1)$$

Presión

$$p_r = p_{r0} \left(\frac{n}{n_0} \right)^2 \left(\frac{D}{D_0} \right)^2 \frac{\rho}{\rho_0} \quad (2.2)$$

Potencia,

$$P_V = P_{V0} \left(\frac{n}{n_0} \right)^3 \left(\frac{D}{D_0} \right)^5 \frac{\rho}{\rho_0} \quad (2.3)$$

Dónde:

Q_v : Flujo volumétrico que mueve el ventilador (m^3/s)

p_r : Presión en el ventilador (kPa)

P_v : Potencia que demanda el ventilador (kW)

n : Velocidad a la que se mueve el ventilador (rev/min)

2.4 Definición de las variables a utilizar para el control del flujo de aire

Las variables utilizadas para el logro de este trabajo fueron las siguientes presión, flujo volumétrico de aire, porcentaje de aireación en la combustión y principalmente la cantidad de cámaras de combustión en funcionamiento, variable que no había tenido en cuenta durante el desarrollo de trabajos anteriores. Estas variables fueron definidas mediante una data de mediciones tomadas en el proceso por medio de



(Vega Arias 2015). Las mediciones se realizaron en puntos específicos del sistema de distribución de aire como son el colector principal y la cámara de combustión 10 sur como punto más distante esto se realizó para mediciones de flujo y presión en los ductos, el nivel de aireación se tomó de la tesis de maestría ya referenciada anteriormente. Se crearon datas de las mediciones realizadas las cuales serán mostradas en el anexo 4.

2.5 Creación de la red neuronal artificial

El uso de la interface gráfica para el diseño y la creación de redes neuronales en MATLAB es un método simple y amigable para iniciar el trabajo e introducirse en el campo de aplicación de las redes neuronales. Se sugiere pasar de inmediato a ejecutar los primeros pasos para comprender y dominar de forma rápida y sencilla esta herramienta. Para iniciar la interface gráfica, debe escribirse en el *prompt* del espacio de trabajo el comando ***nntool***. Esta acción despliega una ventana que contiene al administrador de datos y el editor de redes Network/Data Manager.

2.5.1 Formación de las variables de entrenaminto

Ahora es necesario desarrollar un pequeño programa para definir y acomodar en un formato más apropiado las variables que van a ser empleadas en el entrenamiento de la red. En este caso se tienen como variables de entrada tres de ellas: cantidad de cámaras de combustión, ***VarName5***, la presión; ***VarName6***, y el nivel de aireación del combustible; ***VarName8***. Como ***META*** u objetivo, se tienen el flujo volumétrico de aire, ***VarName7***. Las variables se muestran en la tabla 2.1 y en la tabla 2.2 se observaran los valores utilizados para la comparación. El programa escrito en el editor de ***M-file*** de MATLAB donde las variables se identifican con los siguientes nombres:

x1: Cantidad de cámaras de combustión

x2: Presión

x3: Nivel de aireación del combustible

y: Flujo volumétrico de aire

Para la simulación usando las redes neuronales es necesaria la utilización de las siguientes ecuaciones:

```
>> X1=x1/max(x1);
```



```
>> X2=x2/max(x2);
>> X3=x3/max(x3);
>> X3s=x3s/max(x3s);
>> X2s=x2s/max(x2s);
>> X1s=x1s/max(x1s);
>> Y=y/max(y);
>> Ys=ys/max(ys);
>> VENT=[X1 X2 X3]';
>> VENTs=[X1s X2s X3s]';
>> META=[Y]';
>> METAs=[Ys]';
```

En esta parte del programa se han normalizado 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. La variable **VENT**, conformada por una parte de los vectores normalizados cantidad de cámaras, presión y nivel de aireación, es el juego de variables de entrada utilizado para el entrenamiento, se escogieron los valores pares para el entrenamiento mientras que para la comprobación se tomaron los impares, esto se realizó de esta forma debido a que en trabajos desarrollados anteriormente con las redes neuronales se emplean de esta forma. La variable **META**, conformada por la sección correspondiente del vector normalizado flujo de aire será la variable de salida deseada en el proceso de este trabajo.

Tabla 2.1: Valores de las variables usadas en el entrenamiento de la red.

Entrenamiento			
Cámaras	Presión (kPa)	N. aireación	Flujo (m ³ /h)
56	12,65	0,601	28828,8
58	13,2	0,603	29858,4
60	13,2	0,605	30888
62	13,3	0,607	31917,6
64	13,5	0,609	32947,2
66	13,5	0,611	33976,8
68	13,5	0,613	35006,4
70	13,8	0,615	36036
72	13,8	0,617	37065,6

74	13,8	0,619	38095,2
76	13,8	0,621	39124,8
78	13,8	0,623	40154,4
80	13,8	0,625	41184

Tabla 2.2: Valores empleados para la comprobación del entrenamiento de la red.

Simulación			
Cámaras	Presión (kPa)	N. Aireación	Flujo(m ³ /h)
55	12,54	0,6	28314
57	12,75	0,602	29343,6
59	13,2	0,604	30373,2
61	13,3	0,606	31402,8
63	13,4	0,608	32432,4
65	13,5	0,61	33462
67	13,5	0,612	35463,6
69	13,8	0,614	35521,2
71	13,8	0,616	36550,8
73	13,8	0,618	37580,4
75	13,8	0,62	38610
77	13,8	0,622	39639,6
79	13,8	0,624	40669,2

2.5.2 Diseño de la red

Definidas las variables se diseña ahora la red, para ello se llama al administrador de datos y editor de redes **Network/Data Manager** escribiendo en el espacio de trabajo el comando **nntool**. Una vez abierta la ventana, el primer paso es importar desde el espacio de trabajo la variable de entrada **VENT** como variable de entrada; input, y la variable **META** como objetivo; **Target**. Este paso permite disponer desde la etapa inicial del diseño del número de variables de entrada que definirá la entrada a la red. El número de entradas corresponde con el número de variables que contienen el vector **VENT**; para este caso, tres. El número de neuronas a la salida debe corresponder con el número de variables de salida del vector **META**; en este caso, dos. De este modo ya se ha definido que la red poseerá tres entradas con sus correspondientes neuronas, y tendrá dos neuronas de salida. Ahora falta escoger el tipo de red, el número de capas y sus funciones de activación.



En el **Network/Data Manager** también se pueden introducir datos presionando el botón **Import** y se puede recibir ayuda sobre la creación de una red presionando el botón **Help**. Al presionar el botón **New** del **Network/Data Manager**. Aparece la ventana de diálogo **Create New Network** que permite crear una nueva red aprecia.

En la caja de texto **Name**, se escribe el nombre que se le desea dar a la red. Presionando en **Network Type**, se despliega un grupo de opciones donde es posible seleccionar el tipo de red que se desea diseñar. Cada uno de los tipos de redes desplegados posee su campo de aplicación y deben ser estudiadas con mayor profundidad utilizando la ayuda que ofrece el MATLAB, **MathWorks** u otros textos o información. Las redes más generalmente utilizadas son las **feed-forward backprop**, **perceptron**, **de base radial**, **autoorganizadas**.

Se selecciona el tipo de red “**feed-forward backprop**” y ahora se requiere introducir el campo de las variables de entrada, esto se debe a que en trabajos anteriores se utiliza este tipo de red. Para ello se presiona en la caja de texto **Input data**, desplegándose un menú donde aparece la variable de entrada que se importó o creó y de ellas se selecciona la apropiada, esto es, **VENT**. Sucede igual para cargar la variable de salida desplegándose entonces en la caja de texto nombrada **Target data** y cargando en ella el nombre de la variable que en este caso es **META**.

2.5.3 Creación de la red

En la ventana **Create New Network**, se continúan llenando los campos que especifican la función de entrenamiento, la función de aprendizaje y la función de comportamiento. En una gran parte de los casos estas funciones se seleccionan por asignación aunque el usuario posee un grupo de opciones a escoger para cumplir con su tarea. Finalmente se pregunta por el número de capas, número de neuronas en cada capa y la función de transferencia para cada una de estas capas.

Como se ha dicho, muchos sistemas y el ejemplo que se aborda, se representan adecuadamente con una red neuronal cuya primera capa es activada por la función de transferencia **trainlm** y una segunda con la función **pureline**. El número de capas



ocultas y el número de neuronas en la primera capa y en las capas ocultas, se escoge por el diseñador. Por lo general es un proceso de prueba y error, donde se comparan los errores, el número de iteraciones y el comportamiento que se obtiene en el entrenamiento con relación a una tolerancia o meta establecida. De esta forma y en resumen, la red del ejemplo que se sigue, queda conformada por dos capas, una primera con 10 neuronas activada por **trainlm** y una segunda con una neurona (dada por el número de salidas de la red) activadas con **pureline**.

2.5.4 Visualización de la red neuronal diseñada

Para tener una vista previa de la red que se diseña, se presiona **View**. Y para este caso aparecerá una imagen como la mostrada a continuación figura 2.4:

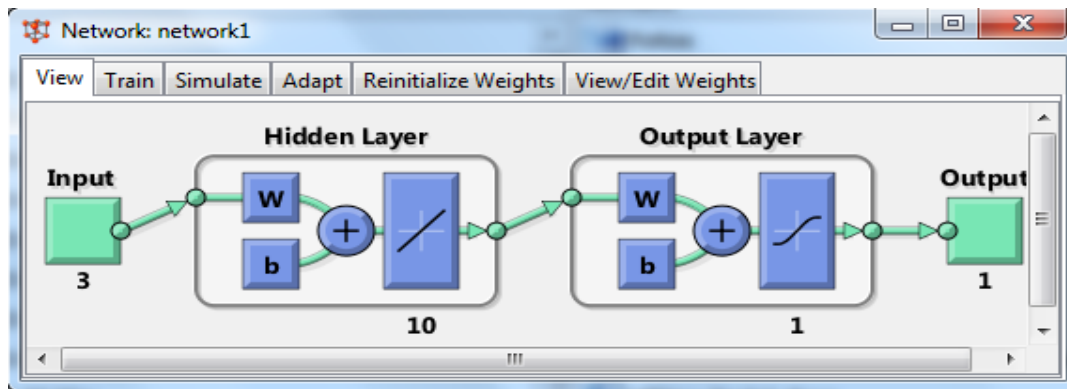


Figura 2.4: Vista de la red neuronal.

Esta figura 2.4 muestra que se está a punto de crear una red que posee una entrada simple compuesta por tres variables con dos capas de neuronas, una primera con 10 neuronas activadas por la función **trainlm** y una segunda de dos neuronas con la función de transferencia **pureline**. Si esta es realmente la red que se desea, se presiona **Create** e inmediatamente se ha generado la red denominada **network1**. Si se regresa a la ventana del **Network/Data Manager**, se verá que se ha adicionado una red denominada **network1** a la lista de redes y, aparece además, las variables **VENT** y **META** como argumentos de entrada y salida; Targets.

2.5.5 Entrenamiento de la red neuronal

Seleccionando la red **network1** y presionando el botón de entrenamiento; **Train**, se abre la ventana donde se asigna **VENT** a Input como variable de entrada para entrenamiento; y la variable **META** como Target. Se puede además cambiar los pesos de la red utilizando la herramienta **Reinitialize Weights**, esto sirve para buscar un buen entrenamiento en caso de que el anterior no haya sido muy bueno. En la figura 2.5 se puede observar la gráfica de entrenamiento de la red neuronal, en la figura 2.6 se muestra la gráfica de estados de entrenamiento y la 2.7 la de regresión donde los valores más cercanos a 1 son los mejores ya que significan que la unión de un punto a otro punto es sólida y que la probabilidad de que al cambiar uno el otro cambie también es real, esta es la gráfica más importante de todas.

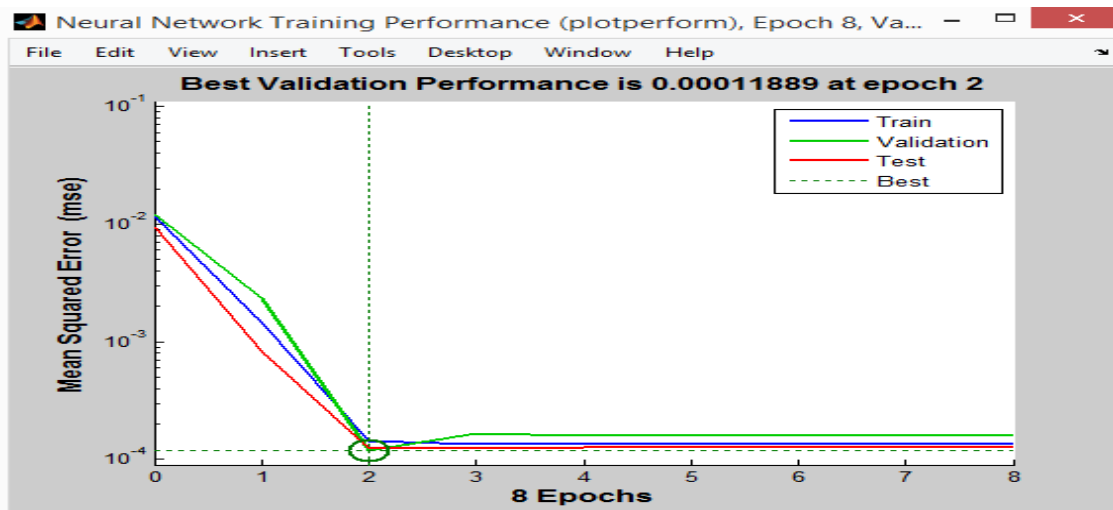


Figura 2.5: Gráfica de entrenamiento de la red.

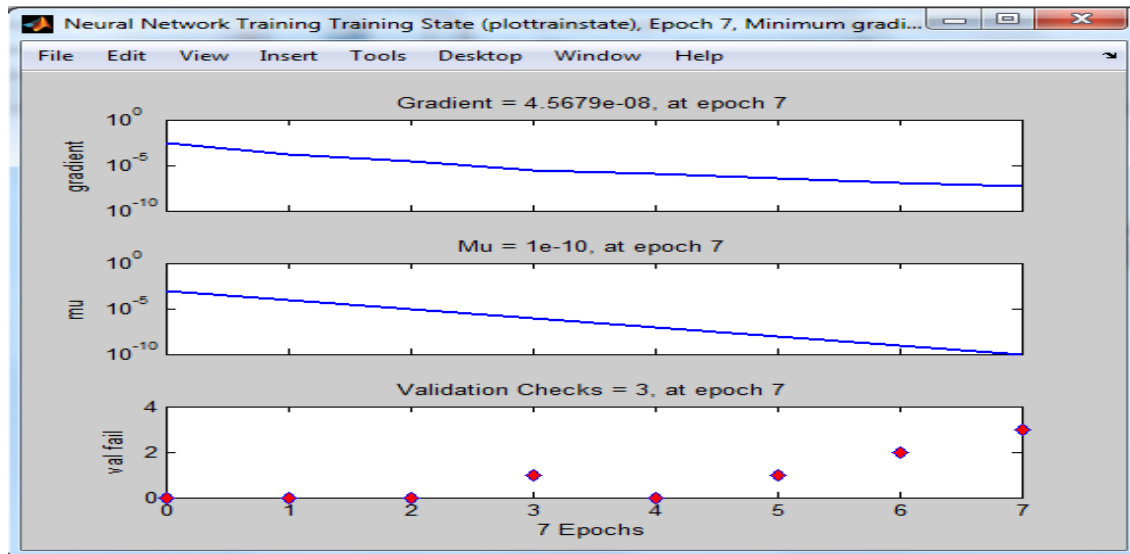


Figura 2.6: Gráfica de estados de entrenamiento

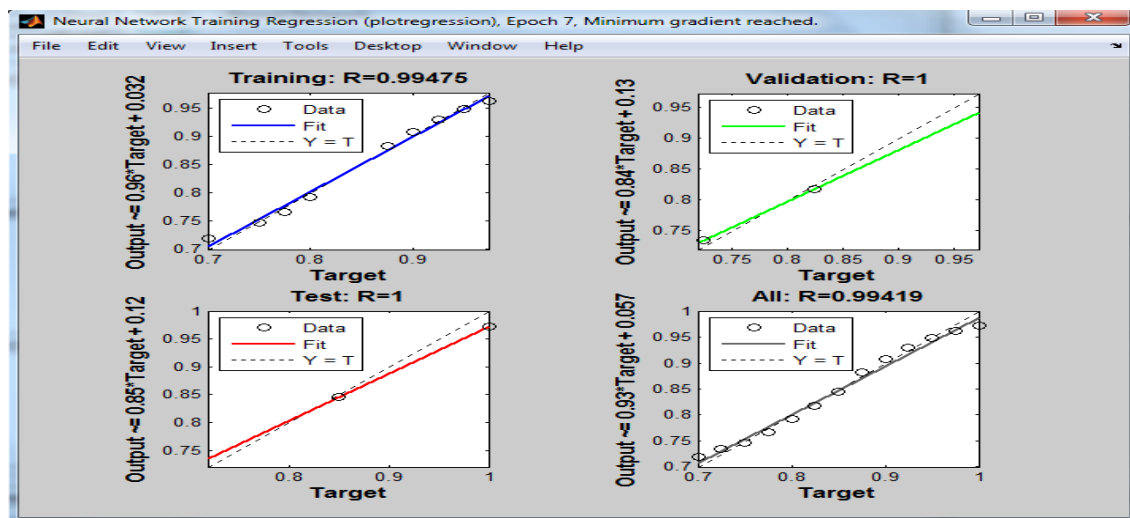


Figura 2.7: Gráfica de regresión del entrenamiento de la red.

2.6 Fallas del software CITEC sobre el sistema de adquisición de datos

El software utilizado en los procesos de la planta de Hornos de Reducción de la empresa es un sistema SCADA. Este tiene la función de monitorear las variables del proceso tecnológico así como brindar la información necesaria acerca de equipos utilizados para el desarrollo del mismo. Sin embargo este sistema presenta fallas en la adquisición de datos de las variables del proceso ya que no existen instrumentos suficientes para monitorear todo el sistema como por ejemplo la variable nivel de aireación del combustible no es medida, las presiones solo se miden en el colector

principal y no a lo largo del sistema, o sea en puntos esenciales como el más distante y el punto medio. El flujo de aire no tiene un sensor que emita señales hacia el software lo que hace un poco más complicada la adquisición de los valores de esta variable y aunque este es un instrumento muy costoso es imprescindible para la ejecución del trabajo realizado en esta planta. La figura 2.8 muestra una vista de los motores del sistema de ventilación en estado de trabajo y el que se encuentra en reserva, al igual en la figura 2.9 se puede observar el trabajo de dos de los hornos con las variables muestreadas y las temperaturas de las cámaras de combustión en funcionamiento. Para la realización de este trabajo correctamente se deben muestrear las siguientes variables flujo volumétrico de aire, cantidad de cámaras de combustión en funcionamiento, nivel de aireación del combustible y la presión en el sistema.

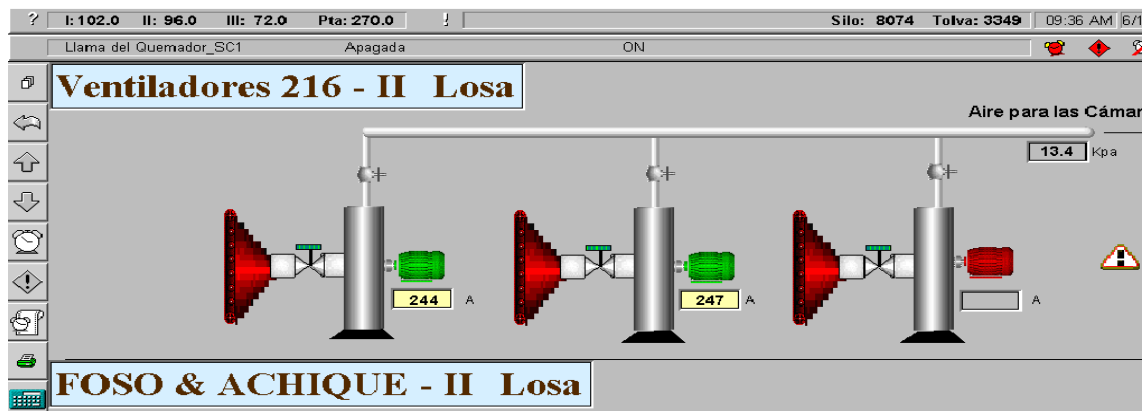


Figura 2.8: Vista de los ventiladores en uso y en reserva.

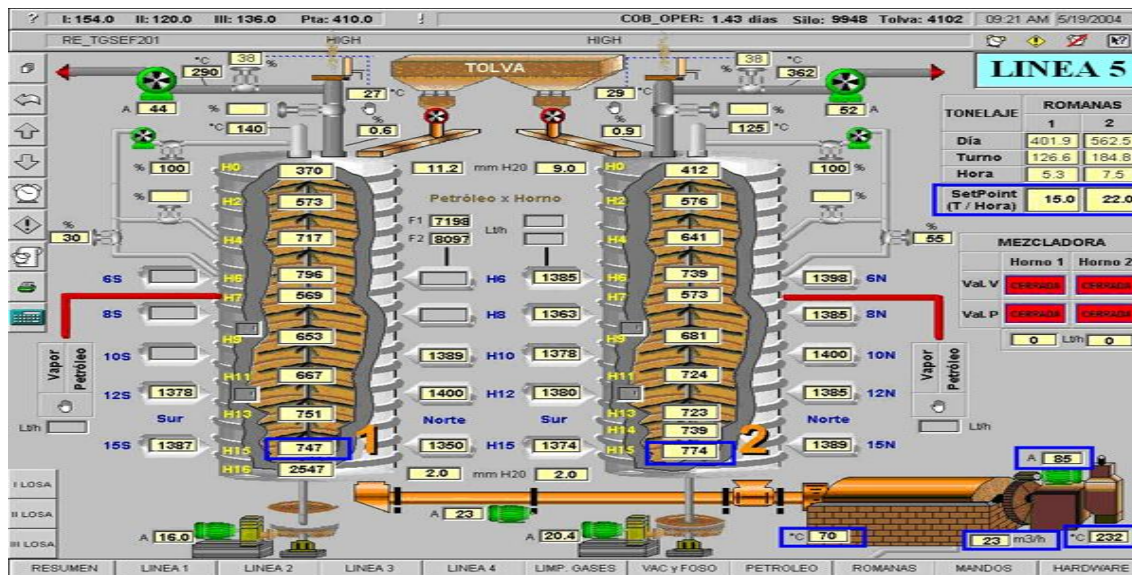


Figura 2.9: Vista de las variables registradas por el CITEC.

2.6.1 Variables a medir

Como ya se mencionaba anteriormente al obtener estas variables el CITEC debe de ser capaz de ir creando una base de datos para que nuestra RNA se encargue de corregir los valores de flujo necesarios para el funcionamiento correcto de los hornos con el mínimo consumo de energía posible. La importancia que tiene la medición de cada una de estas variables que son indispensables para el desarrollo eficiente del trabajo realizado por los hornos. Analizando cada variable independientemente tenemos que; partiendo con la presión, esta es fundamental porque existe una protección en el sistema la cual se activa cuando la presión desciende a valores por debajo de los 11,6 kPa, esto provoca que el combustible no se queme completamente y comience a gotear provocando oxidaciones en las cámaras de combustión y con ello formaciones de partículas sólidas. Las cámaras de combustión, estas son las encargadas de crear la combustión para lograr la reducción del mineral y en caso de que estén en funcionamiento un porcentaje muy bajo de ellas el horno perderá eficiencia lo que conlleva a sacarlo de funcionamiento, esto traería consigo numerosas pérdidas para la empresa en distintos sectores. El nivel de aireación es un componente indispensable porque este factor nombra la cantidad de aire necesaria para el logro de una buena combustión. Por último el flujo volumétrico de aire esta variable es la fundamental debido a que es una variable

difícil de controlar en el estado actual del accionamiento y muy necesaria, por eso se desarrolló este sistema a base de RNA como control inteligente, este método de control eliminará las pérdidas de energía provocadas por los motores al hecho de trabajar a potencia y velocidad nominales lo que implica que este demande mucho más energía de la necesaria para entregar el flujo de aire requerido para el trabajo de las cámaras correctamente.

2.7 Programa utilizado para el logro de la simulación

El programa utilizado para el desarrollo del modelo de simulación es el Matlab en el cual se escogió la herramienta de modelaje Simulink. Dentro de esta herramienta se simuló como primera parte el accionamiento en conjunto con el variador de velocidad que debe de instalarse en el sistema para hacerlo más eficiente, el cual se puede observar en la figura 2.11. Para el logro de este sistema se realizó la linealización del punto de trabajo del ventilador mostrado en la curva dada por la figura 2.2 cuya ecuación quedó como se observa en la figura 2.10. El Simulink es una herramienta para el modelaje, análisis y simulación de una amplia variedad de sistemas físicos y matemáticos, inclusive aquellos con elementos no lineales y aquellos que hacen uso de tiempos continuos y discretos. Como una extensión de MATLAB, Simulink adiciona muchas características específicas a los sistemas dinámicos, mientras conserva toda la funcionalidad de propósito general de MATLAB. Así Simulink no es completamente un programa separado de MATLAB, sino un anexo a él.

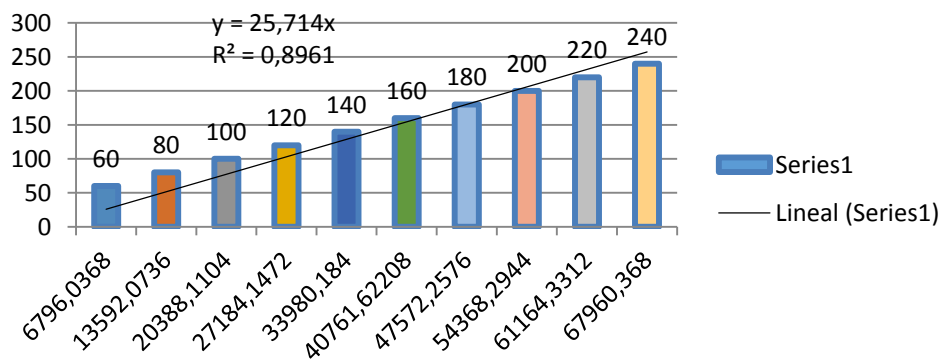


Figura 2.10: Gráfica de linealización de la curva del ventilador.

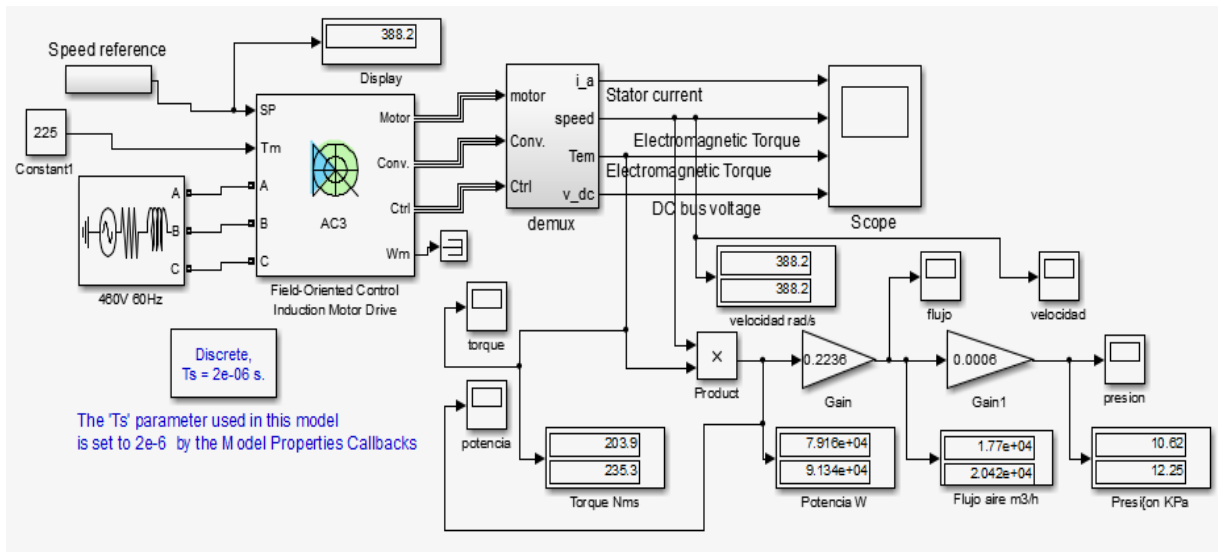


Figura 2.11: Modelo del sistema utilizando variador de velocidad.

El modelo presenta un torque constante ya que el sistema no sufrirá cambios de gran demanda. Se toman las pérdidas en el sistema de forma despreciable, solamente sería distinto si se manipularan las válvulas afectando el paso del aire. La siguientes gráfica 2.12 muestra los valores obtenidos en la salida, como pueden ser la velocidad y el torque los cuales son los más importantes. Donde se puede observar que la velocidad va ascendiendo y descendiendo de acuerdo a las velocidades entregadas, las cuales pueden ser vistas en la tabla 2.3.

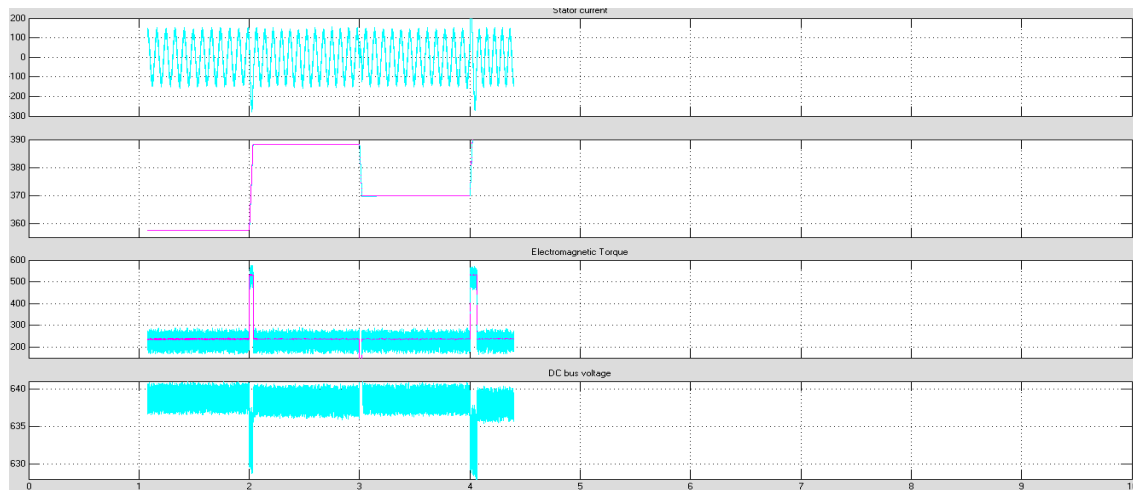


Figura 2.12: Valores muestreados.

Tabla 2.3: Valores de velocidad entregados al variador de velocidad

Orden de cámaras para la simulación	Velocidades entregadas al variador (rad/s)
55	338,9876209
58	357,4778547
63	388,2949112
60	369,8046773
69	425,2753789
80	493,0729031
78	480,7460805
73	449,929024
57	351,3144434
71	437,6022015

2.8 Conclusiones del capítulo

- Logramos un entrenamiento eficiente con la red neuronal artificial.
- Se demostró que la red puede ser capaz de ofrecer el flujo deseado para el sistema.
- Se brindaron datos acerca del accionamiento instalado en el sistema.
- La técnica de las redes neuronales nos permite caracterizar el comportamiento de los accionamientos de sistemas de ventilación sobre la base de su modelo matemático y de las reglas elaboradas por los expertos desde las mediciones directas y las observaciones.



CAPÍTULO III

PROPUESTA DE MEJORAS

3.1 Introducción

En este capítulo se llevarán a cabo las demostraciones técnico-económicas del trabajo desarrollado. Partiendo desde la simulación del mismo hasta el corregimiento de los errores puestos a la luz por las simulaciones. Se demostraran las características del sistema y la verdadera operación de los ventiladores conectados al sistema de aire de combustión de la losa. Se encontraran además las propuestas de mejoras para el sistema.

3.2 ¿Por qué utilizar variadores de frecuencia en ventiladores?

El hecho de una utilización de variadores de frecuencia en ventiladores es porque existen numerosas ventajas por medio de su uso, estas cuales pueden ser las nombradas a continuación:

- Ahorro de energía significativo desde un 20 % a un 50 %.
- Bajo mantenimiento debido a que no hay conexiones mecánicas o controles que se desgasten.
- Se reduce el nivel de ruido, debido a la baja velocidad de trabajo.
- Se reduce la corriente de magnetización: se reduce la demanda de carga.

3.3 Aplicaciones de los variadores de frecuencia

Los sistemas de variación de velocidad ofrecen varios beneficios en términos de ahorro de energía, el cual es logrado mediante la eliminación de pérdidas debido a estrangulamiento, rendimiento y fricción. La aplicación de un sistema de variación de velocidad depende fundamentalmente de la carga y requiere de un sólido conocimiento de las características de la carga para su aplicación exitosa. El tipo de carga (torque constante, torque variable, potencia constante) debe ser determinado así como la fracción de tiempo que el sistema opera (o podría operar) por debajo de la velocidad nominal. La figura 3.1 ilustra el potencial de ahorro de energía para



ventiladores con sistema de variación de velocidad. El ventilador con sistema de variación de velocidad es comparado con ventiladores con control por *dampers* y con control por álabes directrices. Estas curvas no consideran las características del sistema (altura o presión estática), las cuales deberían incluirse en un análisis detallado. Estas curvas muestran que la cantidad de ahorro a obtener con un sistema de variación de velocidad depende del porcentaje de flujo volumétrico. El ahorro de energía se determina por la fracción de tiempo operando bajo un nivel de carga en particular y el período de operación bajo esas condiciones.

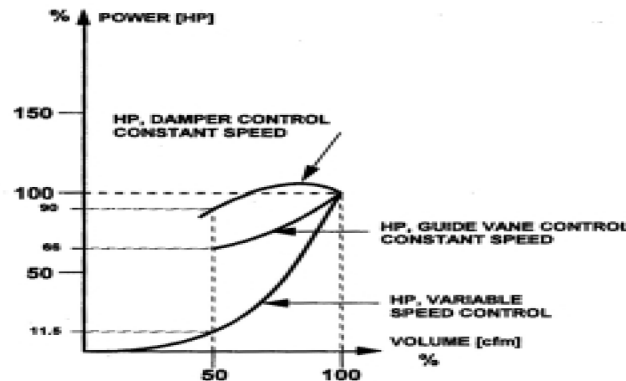


Figura 3.1: Ahorro de energía en ventiladores con sistema de variación de velocidad

3.4 Propuesta del algoritmo de trabajo para el sistema

Para el desarrollo de este trabajo el sistema debe contar con un muestreo constante de las variables del sistema para poder realizar los cambios adecuados en el momento preciso. La figura 3.2 muestra un diagrama de bloques que representa el orden de operación del sistema propuesto. El CITEC es el encargado del muestreo de las variables, dando lugar a la red para que esta analice el flujo volumétrico de aire que debe de entregar, seguido a esto la red le enviará una señal al variador de velocidad por medio del **setpoint** del mismo y éste será el encargado de hacer girar el rotor a una velocidad indicada para entregar el flujo volumétrico de aire requerido.

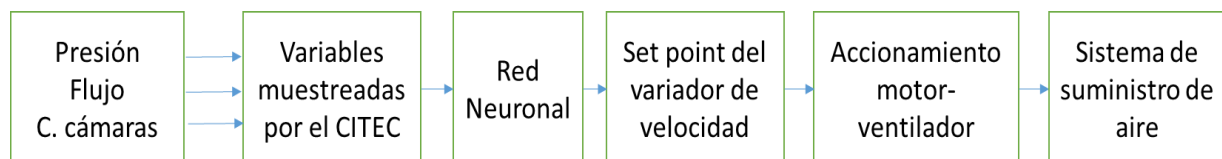


Figura 3.2: Diagrama en bloques del sistema.

La potencia demandada por el motor en el caso existente hoy en día en la planta es la máxima, aun cuando no trabajen todas las cámaras de combustión, lo cual explica que existen pérdidas de energía en altos niveles. Para lograr un mejor uso de esta se realizó el entrenamiento y desarrollo de una RNA ya mostrada anteriormente, la figura 3.3 muestra la correlación entre la simulación de ésta y la variable de salida que en este caso es el flujo volumétrico de aire, esta gráfica muestra casi una superposición de las dos curvas lo que demuestra que la respuesta ofrecida por la RNA es lo más cercanamente posible al valor que se debe entregar al sistema. Es de especificar que los valores mostrados en esta gráfica son pequeños debido a que fueron extraídos directamente de los resultados de la simulación del Matlab y están normalizados, es decir, se encuentran divididos por el de mayor valor.

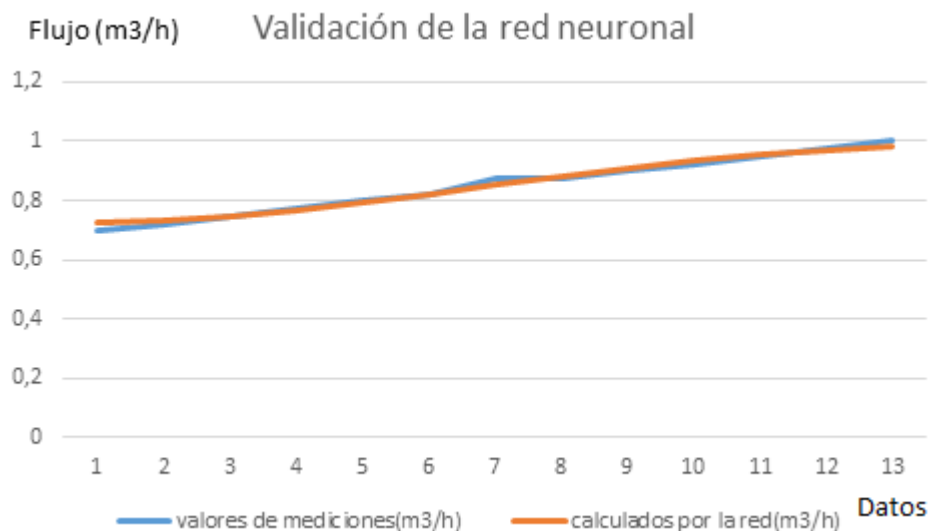


Figura 3.3: Validación de la red neuronal con respecto a la salida.

Como se ha expresado anteriormente para el entrenamiento de la red neuronal se utiliza el método de ensayo y error. De acuerdo a esto se busca mediante los resultados que se van obteniendo cual es la cantidad de capas y la cantidad de neuronas más indicada para el entrenamiento, en el anexo 6 muestra una figura obtenida mediante los ensayos, en ella se puede observar que los resultados no fueron satisfactorios por lo tanto esa red que fue creada no era la indicada para el procesamiento de los datos.

El modelo mostrado en la figura 3.4 es el creado en el Simulink como propuesta de un sistema capaz de realizar un control eficiente en el sistema de aire combustión de la planta de Hornos de Reducción de la Empresa Ernesto Che Guevara. El bloque **Speed reference** nos permite programarle una serie valores de velocidades dado un determinado tiempo, este bloque simula los valores entregados por la red neuronal mostrados en la tabla 2.3. También existe un bloque llamado **Load torque** el cual es el encargado de darle una perturbación al torque simulando con esto el cierre de una válvula en caso de que fuera necesario, de todas formas la velocidad no se afecta por esta perturbación es decir el controlador cumple exactamente con su trabajo.

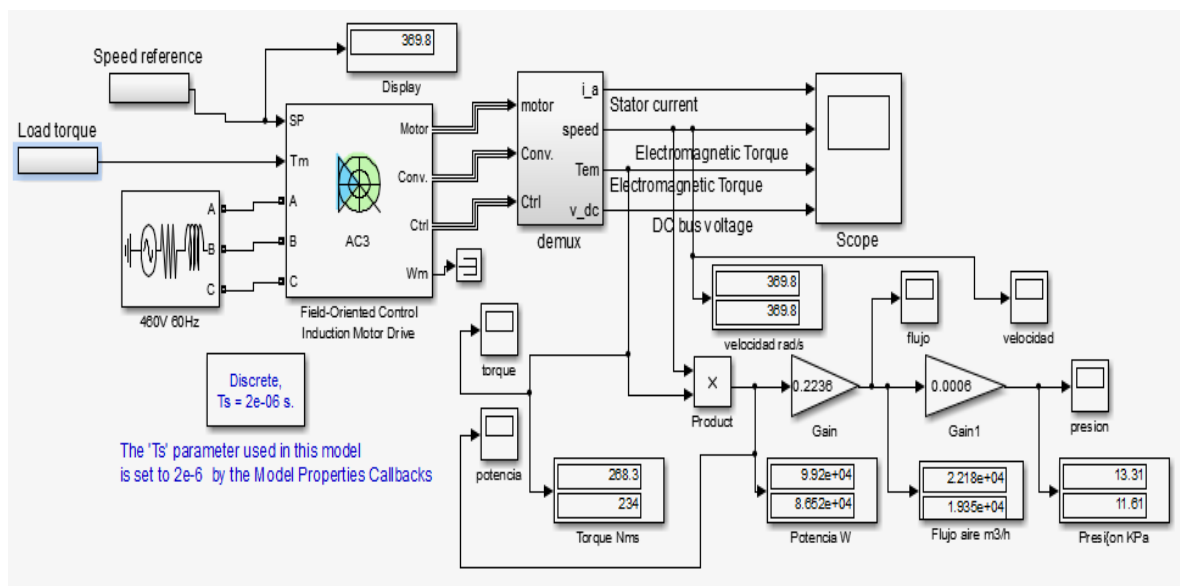


Figura 3.4: Modelo del sistema propuesto.

En la figura 3.5 se muestra la gráfica de salida de la velocidad y el torque donde se puede apreciar lo antes expuesto, estas perturbaciones se encuentran a los 0,5 s y 1,5 segundos claramente vistas en la gráfica.

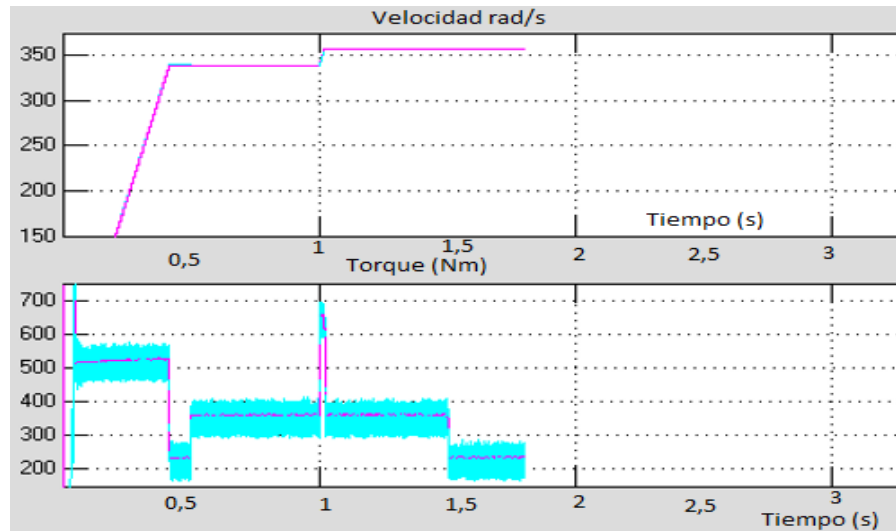


Figura 3.5: Gráfica que muestra las perturbaciones del torque y la acción de la velocidad.

3.5 Resultados de la simulación del sistema propuesto

Dentro de los resultados obtenidos se encuentran relevancias dentro de la potencia demandada por el motor ya que mediante el uso del variador esta disminuye. Existen además cambios relativos en la presión y el flujo volumétrico de aire. Todo esto es de acuerdo a que un medio de control inteligente es muy eficaz a la hora de realizar una acción determinada, éste al ser combinado con un equipo altamente eficiente como el variador de velocidad de AC (Corriente Alterna) solo puede generar beneficios y una alta eficacia en el desarrollo de su trabajo.

En la siguiente tabla 3.1 se pueden observar algunos de los valores de flujo volumétrico de aire obtenidos luego de la simulación, además de los valores de presión que también resultaron estar acordes al proceso.

Tabla 3.1: Valores obtenidos mediante la simulación

Presión (kPa)	Flujo (m ³ /h)
12,86848498	20323,35152
13,59771527	20432,40889
14,32676932	20541,54932
15,05563753	20650,77269
15,7843103	20759,67906
16,51277802	20868,66798
16,26846213	20977,73933

15,77992401	21223,88303
15,29003096	21469,6448
14,79879022	21715,36808
13,87334201	21961,05275
12,83943855	22206,69865
12,07823083	22452,30566
11,38645481	22697,87362
11,40205639	22943,4024
11,59508273	23188,89186
11,78959526	23434,34185
11,98558852	23679,75225
12,61276083	23925,1229
13,3470133	24170,45367

3.6 Comparación entre los medios de control existente y propuesto

Partamos por el existente, es un medio de control muy ineficiente, ya que es altamente consumidor de energía eléctrica, muy ruidoso y además es un control casi obsoleto en el mundo entero. El sistema propuesto es uno de los últimos avances de la tecnología en el mundo moderno, además de que el consumo de energía eléctrica es mucho menor alrededor de un 68% en valores promedio de acuerdo a la simulación y comparación con las potencias demandadas por el anteriormente mencionado. Este medio de control limita el ruido ya que el motor no trabajará a su velocidad nominal.

Existe también una reducción por esfuerzo de batimiento de la máquina debido a los acoples mecánicos los cuales al disminuir los valores de velocidad contribuye al ruido de la misma. Como se puede observar en la tabla 3.2 se exponen los valores de potencia obtenidos con la simulación y los recopilados de acuerdo a las mediciones realizadas con el PQM, donde se demuestra que la potencia demandada por los motores utilizando la RNA y el variador de frecuencia son mucho menores que las demandas obtenidas con el regulador **Damper**, para más información en el anexo 7 se podrán encontrar más datos elaborados con las mediciones y la simulación.

Aclarando siempre que las potencias dadas por la simulación están en correspondencia con el número de cámaras de combustión, nivel de aireación y presión que se necesitan para que trabajen ciertas y determinadas cámaras y la potencia medida por el PQM es la potencia demanda por el motor trabajando



cualquier número de cámaras o sea un valor nominal. Hay que mencionar que estos valores fueron obtenidos de las mediciones y simulación de un solo ventilador.

Tabla 3.2: Comparación entre los valores de potencia brindados por la simulación y los obtenidos del sistema.

Potencia obtenida de la simulación (kW)	Potencia consumida con un ventilador (kW)	Diferencia (kW)
102,638699	163,41	60,7713009
92,4437606	163,07	70,6262394
99,8691247	162,33	62,4608753
106,036315	163,475	57,4386852
109,454409	164,115	54,6605907
98,3253069	164,245	65,9196931
95,3506662	163,835	68,4843338
106,105307	163,41	57,3046934
104,488988	163,28	58,7910119
98,9393283	162,9	63,9606717
94,8879013	162,475	67,5870987
94,9627872	163,045	68,0822128
101,364134	164,11	62,7458659
107,616315	164,34	56,7236853
107,372893	163,815	56,4421065
113,294805	163,365	50,0701953
108,200045	163,02	54,8199552
96,7873652	163,105	66,3176348
101,757589	162,185	60,4274112
108,346841	161,945	53,5981588
108,744139	163,405	54,6608607
98,1687693	163,115	64,9462307

3.7 Análisis técnico-económico

Comenzaremos partiendo de que para la implementación de este sistema de control necesitamos varios medios los cuales son muy importantes y de gran relevancia para el trabajo. Desarrollaremos unos pasos para el cálculo técnico-económico los cuales serán los siguientes:

Pasos a seguir

1. Reservas por concepto de sustitución de **Damper**.



2. *Determinación de las reservas de energía.*
3. *Tiempo de amortización.*
4. *Costo salarial.*
5. *Cálculos del VAN y el TIR.*

3.7.1 Reservas por concepto de sustitución de Damper.

De acuerdo con la cantidad promedio de cámaras de combustión que estuvieron en funcionamiento durante el año 2014, este valor fue de 74,5. Entonces realizaremos la simulación tomando el valor de 74 cámaras con una velocidad de 456,0924 rad/s. Estos valores anuales son mostrados en la tabla 3.3 se realizó la simulación de este valor y arrojó una potencia de

Tabla 3.3: Cantidad de cámaras de combustión en el año 2014 en la losa 2.

Meses	Plan nominal de cámaras planificadas en el mes	Real efectivo de cámaras que funcionaron en el mes	%
Enero	70	66	94,29
Febrero	70	61	87,14
Marzo	70	68	97,14
Abril	70	78	97,5
Mayo	80	78	97,5
Junio	80	78	97,5
Julio	80	78	97,5
Agosto	80	77	96,25
Septiembre	80	78	97,5
Octubre	80	78	97,5
Noviembre	80	77	96,25



Diciembre	80	78	97,5
Total	920	895	97,28

- $P_n=220$ kW
- $P_c(\text{promedio})=160$ kW
- Régimen de trabajo: 24h

Con Damper:

$Q=97\%$

$P_c=100\%$

Con variador:

Según estudios realizados el ahorro de energía utilizando variadores de frecuencia se encuentra entre un 20 – 50 %, para este cálculo seremos conservadores y lo realizaremos el porciento más bajo, o sea un 20 %.

$Q=97\%$

$P_c=80\%$

Entonces: $\%P_c (\text{Dámper}) - \%P_c (\text{variador}) = 20\%P_c$ (3.1)

Reserva de potencia = $20\%P_c * 160$ kW = 32 kW (por grupo de dos motores)

Energía anual = 32 kW * 8760 h = 280320 kWh (3.2)

La tarifa industrial es de 1 kW— 0.223 CUC, por lo que:

Valor de la energía ahorrada anualmente = **62511,36 CUC** (Moneda Convertible)

Por lo que si existen tres 3 motores por losa (de estos trabajan dos y uno siempre se encuentra en reserva) así que el ahorro será estimado para dos máquinas por losa:

62511,36 CUC X 3 = 187533,48 CUC---ahorro representa la operación de los motores, en las tres losas.

En la Empresa Comandante Ernesto "Che" Guevara existe una tarifa que rige el costo de energía consumida por 1 MW/h la cual es de \$180,913 este dato es regido por la compra al SEN entonces:

280320 kWh = $280,320 \text{ MWh} * 180,913 = \$ 50713,53$ CUC de ahorro en caso de ser comprada o ahorro si es generada en la termoeléctrica de dicha industria.

3.7.2 Reservas de energía

Los arranques tienen un menor consumo al ser realizados con el variador y mejora del régimen de trabajo de la barra que alimenta los motores. Con esto elimina la acción de parpadeos en el sistema de luminarias y oscilaciones de voltaje.

3.7.3 Tiempo de amortización

La valoración técnica-económica de este trabajo se realiza por el método de pre estimación que es una de las formas de cálculo económico para estimar los costos. Este es un método bastante utilizado que permite realizar un análisis económico necesario y suficiente, mostrando la viabilidad o factibilidad económica del trabajo realizado y permitiendo tomar decisiones acerca de la ejecución del proyecto.

Primeramente se necesita hacer una lista de los dispositivos incluyendo en esta cantidad, costo por unidad y costo total. A continuación se muestra la tabla 3.4, como el estudio se realiza en una loza de tres accionamientos, en el ahorro por concepto de cambiar el sistema de regulación actual por el de variador de velocidad.

Tabla 3.4: Costo del variador a utilizar

Costos			
Equipo	Valor (CUC)	Unidad	Importe (CUC)
Variador de frecuencia MITSUBISHI A 250kW, 440 V, 60Hz, ref. FR-F740-04810	15000	6	90000
Accesorios de conmutación y protecciones	950	3	2850
conductores	3	20m	60
Automática (PLC)	300	3	900
Sensores de presión	200	4	800
Sensores de flujo	350	4	140
Costo total por compra			94750

Teniendo en cuenta que para la instalación del variador y el sensor se necesita contratar un ingeniero y cuatro electricistas A y un instrumentista es necesario tener en cuenta también el costo salarial que trae consigo la instalación.



3.7.4 Cálculo del Costo salarial (Cs)

$$Cs = S_{b/h} * h \quad (3.3)$$

$$S_{b/h} = \frac{S_b}{190,2} \quad (3.4)$$

Donde:

Cs -Costo salarial en (\$)

h -Horas de trabajo en (h)

$S_{b/h}$ -Salario del trabajador por hora de trabajo en (\$/h)

S_b -Salario del trabajador al mes en (\$)

190,2- Horas de trajo en el mes en (h)

La tabla 3.5 muestra los valores de los costos salariales de los obreros vinculados al proceso de puesta en marcha del variador y la red neuronal, todo esto en el período de un mes.

Tabla 3.5: Costos de salarios

Trabajador	# de Trabajadores	Salario por hora (\$)	Horas de trabajo	Costo salarial total (\$)
Ingeniero	1	1,92	190,2	365,84
Electricista A	4	1,52	190,2	1156,416
Instrumentista	1	1,49	190,2	283,398
Costo salarial total ($C_{s\text{total}} = \sum Cs$) en \$ para un variador				1805,654
Costo salarial total ($C_{s\text{total}} = \sum Cs$) en \$ para los 6 variadores				10833,924

Combinando los dos costos totales y teniendo en cuenta que un CUC equivale a 25 pesos, entonces podemos determinar el costo de la inversión (C_{inv}) en CUC:

$$C_{inv} = (C_{s\text{total}} / 25) + C_{\text{total.por.compra}} \quad (3.5)$$

$$C_{inv} = \left(\frac{1805,654 + 10833,924}{25} \right) + 94750 = 95255,58 \text{ CUC}$$

90722,2616 CUC --- representa la inversión de los variadores y la red neuronal



En cálculos anteriores se pudieron ver que se tuvo en cuenta el ahorro de una losa y así siendo un ahorro múltiple de tres losas (accionamientos). En la ecuación 3.2 se muestra que la amortización se lograra por el ahorro de costo energético que se pueda ahorrar, lo que dará más o menos tiempo dependiendo la relación que tenga la inversión y el ahorro.

Amortización de la inversión (A), inversión (I), valor de la energía ahorrada (Ea)

Por lo que:

$$A = \frac{I(CUC)}{E_{ahorrada}(CUC)} \quad (3.6)$$

$$A = \frac{95255,58 CUC}{187533,48 CUC} = 0,507 \text{ Años}$$

El período de amortización será de 5 meses aunque en los cálculos realizados para los costos de inversión no se tuvo en cuenta el costo de por la inteligencia en desarrollo del proyecto.

3.7.5 Cálculos del VAN (Valor Actual Neto) y el TIR (Tasa Interna de Retorno)

El VAN y la TIR son los dos criterios de evaluación más usados en la actualidad, por la superioridad que presentan sobre los diferentes métodos económicos que se utilizan normalmente en la evaluación de la rentabilidad de un proyecto. Esto se debe a que consideran el valor tiempo del dinero y brindan una información más concreta del flujo de caja en el tiempo, aunque debe señalarse que es el VAN el de mayor fiabilidad.

Por lo tanto ambos criterios pasan a ser las dos medidas del flujo de caja que serán usadas para decidir si un proyecto debe ser aceptado o no.

Criterio del VAN

Este criterio plantea que el proyecto debe aceptarse si su VAN es mayor o igual que cero, en un tiempo determinado. El VAN es la diferencia entre todos los ingresos y



egresos expresado en moneda actual. Este cálculo se realizará por el período de tres años.

$$VAN = -P + \left(\frac{FNE}{(1+i)^1} \right) + \left(\frac{FNE}{(1+i)^2} \right) + \frac{FNE}{(1+i)^3} \quad (3.7)$$

Donde

FNE- Flujo Neto de Caja---ahorro de energía en CUC

i- tasa esperada--- tomamos 13%

P- Desembolso inicial---costo de la implementación

$$VAN = -95255,58 + \left(\frac{187533,48}{(1 + 0,13)^1} \right) + \left(\frac{187533,48}{(1 + 0,13)^2} \right) + \frac{187533,48}{(1 + 0,13)^3} = 347539,58 \text{ CUC}$$

Si el VAN = 0, no significa que la utilidad del proyecto sea nula, por el contrario, indica que proporciona igual utilidad que la mejor inversión de alternativa. Esto se debe a que la tasa de descuento utilizada incluye el costo implícito de la oportunidad de la inversión. Por lo tanto, si se acepta un proyecto con VAN = 0, se estará recuperando todos los desembolsos más la ganancia exigida por el inversionista que está implícita en la tasa de descuento utilizada.

Criterio del TIR

Este criterio evalúa el proyecto en función de una única tasa de rendimiento por períodos, con lo cual la totalidad de los beneficios actualizados son exactamente iguales a los desembolsos, expresados en moneda actual. La TIR puede calcularse aplicando la ecuación:

$$TIR = \sum_{i=1}^n VAI = \sum_{i=1}^n VDI \quad (3.8)$$

Donde:

TIR: tasa interna de retorno

VAI: valor antes de la inversión

VDI: valor después de la inversión



$$T_{int} = 95255,58 \text{ CUC} * \frac{100}{347539,58} = 27,4\%$$

3.8 Valoración social

Desde el punto de vista social el montaje del variador y la red neuronal representa un gran aporte, ya que al automatizar el sistema suministro de aire de combustión los hornos brindarían una mayor comodidad al operario encargado de la actividad del monitoreo del sistema. Además, como ya se explicó anteriormente al sustituir la regulación por compuertas, disminuye el nivel de ruido, eliminando esta afectación y beneficiando al personal que trabaja cerca del área en que se encuentran instalados los ventiladores.

3.9 Valoración técnica

Al utilizar los variadores de velocidad y la red neuronal como método de control, se puede eliminar de la inversión inicial cualquier tipo de arrancador y protección del motor, pues estos desarrollan ambas funciones, inclusive mejorar cualquier tipo de arranque y protección, ya que estas operaciones son programables y evitan los picos de arranque al hacerlo suavemente, por consiguiente eliminan los esfuerzos a que se someten las partes mecánicas, que se producirían en arranques a tensión plena o reducida. Si se lograría una implementación de este tipo de tecnología como es el variador, se lograría que el personal cualificado para el proceso aumentara su preparación, en nuevas tecnologías de desarrollo, qué lograra un proceso automático.

3.10 Impacto medioambiental

Para la realización de este punto se tuvo en cuenta las emisiones de gases contaminantes al medio ambiente por concepto de generación de energía eléctrica. Para la estimación de la reducción de las emisiones, se tomó como base las mediciones de potencia activa de los ventiladores para las condiciones de trabajo de un solo ventilador. Para esto se utilizaron los factores de emisión aceptados internacionalmente para los sistemas de generación por combustión Fuel Oil No.6; Bunker C por la EPA de los EE.UU y tomado de su página Web. Los valores se refieren en la tabla 3.6, (AP 42).



Tabla 3.6: Factores de emisión publicados para la combustión de combustible tipo Bunker C por la EPA de EEUU.

Contaminantes	FE (lb/10 ³ gal)	FE (kg/10 ³ L)	FE (kg/kWh)
CO ₂ (Dióxido de carbono)	25000	3000	0,6735
MP (Material particulado)	7,14	0,856	0,0002
CO (Monóxido de carbono)	5	0,600	0,0001
NO _x (Óxido de nitrógeno)	47	5,640	0,0013
SO ₂ (Dióxido de azufre)	392,5	47,100	0,0106

Fuente: (AP 42).

De acuerdo con la energía ahorrada anualmente según los cálculos realizados en el presente trabajo se podrían ahorrar una cierta cantidad de dióxido de carbono emitido a la atmósfera será dado el cálculo siguiente:

$280320 \text{ kWh} \times 0,6735 \text{ kg/kWh} = 188795,52 \text{ kg}$ de emisiones generadas al medio ambiente.

3.11 Conclusiones del capítulo

- En este capítulo se puede apreciar el modelo del sistema realizado en el Simulink con las gráficas que demuestran que el sistema de control planteado es eficiente y que la velocidad que entrega el motor no mostrará cambios aunque ocurran perturbaciones en el sistema de suministro.
- La correlación existente entre los valores de simulados de la red neuronal y los de la variable de salida, lo que demuestra que la red está es en condiciones óptimas para la puesta en marcha en el sistema de suministro de aire.
- El cálculo económico demuestra que es factible la implementación del sistema propuesto debido a que sus gastos son recuperados en un tiempo período de tiempo de 5 meses.



CONCLUSIONES GENERALES

- Se logró una base de datos de acuerdo a las mediciones realizadas en el sistema de suministro de aire, referente a las variables tomadas para la realización de la investigación, como son; presión, flujo volumétrico de aire, nivel de aireación y cantidad de cámaras de combustión en funcionamiento.
- Se pudo desarrollar el algoritmo luego de entrenar una red neuronal que calcula con precisión la demanda de aire y es capaz de realizar los cambios en las entregas de flujo al sistema de suministro de aire en correspondencia con las variables presión, nivel promedio de aireación y cámaras en funcionamiento.
- Mediante la simulación del sistema de control propuesto se pudo observar que las potencias de consumo al usar el variador, se reducen hasta un 68% y los flujos se mantienen oscilando entre 19935 y 20251 m³/h y las presiones entre 12,86 y 15,33 kPa. Esto se corresponde con lo que ocurre en las condiciones de operación en la planta.
- Mediante los valores antes expuestos como resultado de la simulación, se puede argumentar que el sistema es eficiente al permitir un ahorro promedio del 32 % de la energía consumida por el motor, además el sistema de control propuesto al considerar tres de las variables del proceso permite incrementar la eficiencia y confiabilidad del lazo de control de velocidad acorde a las demandas de flujo del sistema.
- De acuerdo con el análisis económico realizado al sistema propuesto la inversión es de 95255,58 CUC, se obtuvo que la amortización de la inversión es de 5 meses, el VAN dio como resultado 347539,58 CUC y el cálculo del TIR arrojó el resultado de 27,4% en la tasa de interés.

RECOMENDACIONES

- Se recomienda el desarrollo de este trabajo en industrias, empresas o cualquier otro lugar donde exista un sistema de control ineficiente del flujo de aire cuando la demanda sea variable.
- Implementar esta propuesta e incorporarla al sistema de medición de las variables requeridas para aplicar este algoritmo.
- Realizar un estudio más profundo de los motores 3AFP315M-4, para recalcular los parámetros de potencia que necesita el ventilador para cumplir con la demanda de aire y definir la factibilidad de su sustitución por uno de una potencia menor.



BIBLIOGRAFÍA

Adolfo, O. (1992). "Diseño de la red de distribución de aire combustión en una losa de hornos." Trabajo de Diploma.

AP 42, F. E. C. o. A. P. E. F. "2010." Stationary Point and Sources. Chapter 1 External Combustion Sources. <http://www.epa.gov/ttn/chief/efpac/ap42/index.html>.

Volume 1:.

Aparicio, J. L. (1987). "CRITERIOS de Diseño de Convertidores Estáticos para Accionamientos Regulados en Corriente Alterna con Motores de Inducción."

AUTORES, C. D. (2005). "Manual de Operaciones de la UEB Hornos de Reducción. In E.E.C. GUEVARA". Moa, Cuba."

Crúz Martínez, E. (2011). "Regulación de la velocidad de los ventiladores con variadores de velocidad en la planta de Hornos de Reducción de Che Guevara." Trabajo de Diploma.

Eléctricos, E. (2010). "Automatización: Convertidores de Frecuencia. ."

Escobar Calzadilla, J. (2013). "Modelación de bandas transportadoras para evaluar eficiencia utilizando lógica difusa." Trabajo de Diploma.

Escoda, S. (1990). "Variable Speed Drives. s.l." Instrument Society of America.



Garrido Zucarino, A. (2013). "Automatización del sistema de suministro de aire para la combustión en la planta Hornos de Reducción en la empresa Comandante Ernesto Che Guevara." Trabajo de Diploma.

Gutierrez, E. (1996). "Comparación entre la regulación flujo de aire por damper y la regulación de flujo controlada por equipos electrónicos." Trabajo de Diploma.

PRIOR (1991).

Rios, A., Mousalli, G., & Rivas, F. (2002). "Invertibility and neural networks based FDI filter." En IASTED international conference on intelligent systems and control. Tsukuba – Japan.

Rosales Almaguer, D. (2011). "Estimador neuronal para el diagnóstico de fallas en accionamientos con motores de inducción." Trabajo de Diploma.

SIEMENS (2010). "Variable Frequency Drives and Energy Savings."

Trzynadlowski, A. M. L., S (1994). "Application of neural networks to the optimal control of three phase voltage controlled inverters." IEEE Trans. On Power Electron, Vol. 9, No 4, PP. 397-404.

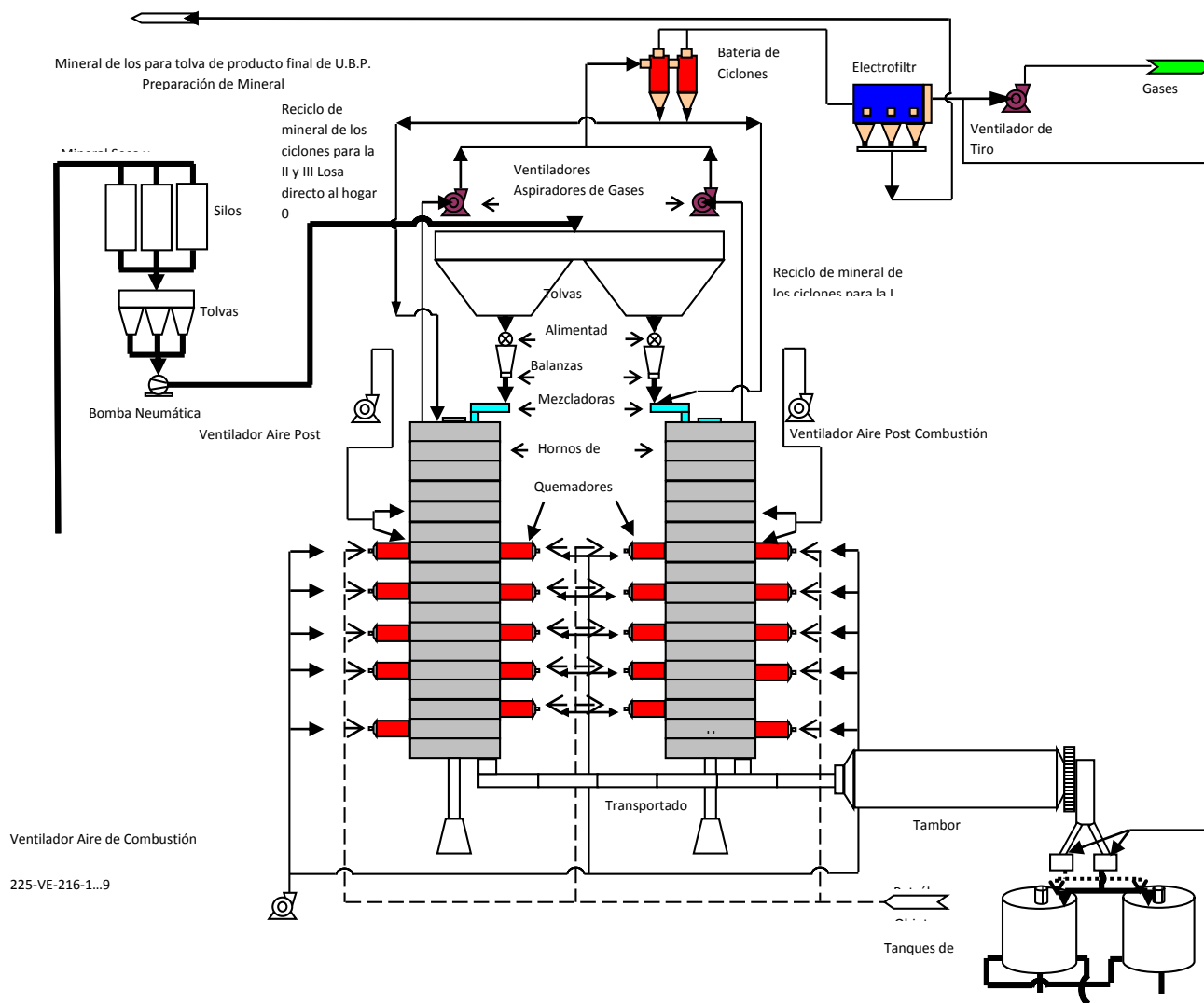
Vega Arias, O. (2015). "Evaluación de los parámetros operacionales del suministro de aire de combustión en los Hornos de Reducción." Tesis de Maestria.

Wikipedia (2013). "Redes de Neuronas Artificiales, Redes de Neuronas Artificiales, UC3M, RAI 2012."



ANEXOS

Anexo 1: Flujo Tecnológico de la planta Hornos de Reducción



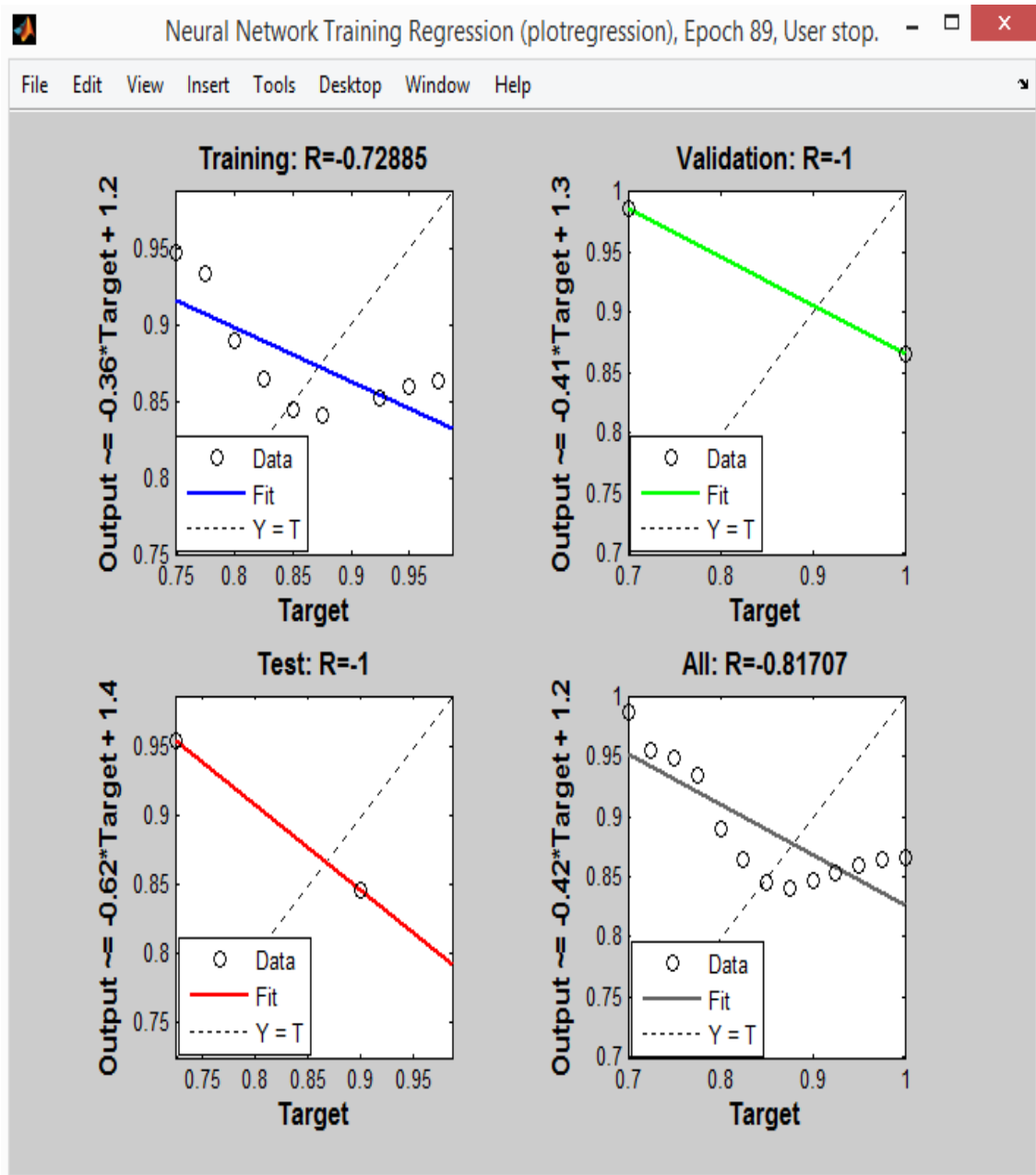
Anexo 4: Datos de mediciones realizadas.

V4	V5		
Power: P3	Power: P3	Presión	Caudal
(kW)	(kW)	(kPa)	(m3/s)
162	163,41	11,8330909	22,3842636
164,82	163,07	11,9232727	22,5548576
161,32	162,33	11,7690909	22,263197
163,34	163,475	11,8841818	22,4809106
163,61	164,115	11,9172727	22,5435076
164,62	164,245	11,9587273	22,6219258
163,87	163,835	11,9165455	22,5421318
163,8	163,41	11,8985455	22,5080818
163,02	163,28	11,8654545	22,4454848
163,54	162,9	11,8705455	22,4551152
162,26	162,475	11,8085455	22,3378318
162,69	163,045	11,8449091	22,4066197
163,4	164,11	11,9094545	22,5287182
164,82	164,34	11,9694545	22,6422182
163,86	163,815	11,9154545	22,5400682
163,77	163,365	11,8958182	22,5029227
162,96	163,02	11,8538182	22,4234727
163,08	163,105	11,8612727	22,4375742
163,13	162,185	11,8296364	22,3777288
161,24	161,945	11,7521818	22,2312106
162,65	163,405	11,8565455	22,4286318
164,16	163,115	11,9009091	22,512553
162,07	162,265	11,794	22,3103167
162,46	162,05	11,8003636	22,3223545
161,64	162,075	11,7714545	22,2676682
162,51	162,23	11,8087273	22,3381758
161,95	162,685	11,8049091	22,330953
163,42	163,03	11,8709091	22,455803
162,64	162,14	11,8101818	22,3409273
161,64	162,14	11,7738182	22,2721394
162,64	162,995	11,8412727	22,3997409
163,35	164,255	11,9129091	22,535253
165,16	166,285	12,0525455	22,7993985
167,41	165,78	12,116	22,9194333
164,15	163,805	11,9256364	22,5593288
163,46	164,73	11,9341818	22,5754939
166	165,185	12,0430909	22,7815136
164,37	165,395	11,9914545	22,6838348
166,42	165,54	12,0712727	22,8348242
164,66	164,845	11,982	22,66595
165,03	163,865	11,9598182	22,6239894
162,7	163,965	11,8787273	22,4705924
165,23	165,34	12,0207273	22,7392091
165,45	165,145	12,0216364	22,7409288

Anexo 5: Valores de utilizados para la simulación

Cámaras	Presión	N. aireación	Flujo	velocidad rpm	velocidad rad/s
55	12,54	0,6	28314	3235,84976	338,9876209
56	12,65	0,601	28828,8	3294,683392	345,1510321
57	12,75	0,602	29343,6	3353,517024	351,3144434
58	13,2	0,603	29858,4	3412,350656	357,4778547
59	13,2	0,604	30373,2	3471,184288	363,641266
60	13,2	0,605	30888	3530,01792	369,8046773
61	13,3	0,606	31402,8	3588,851552	375,9680886
62	13,3	0,607	31917,6	3647,685184	382,1314999
63	13,4	0,608	32432,4	3706,518816	388,2949112
64	13,5	0,609	32947,2	3765,352448	394,4583225
65	13,5	0,61	33462	3824,18608	400,6217337
66	13,5	0,611	33976,8	3883,019712	406,785145
67	13,5	0,612	35463,6	4052,937824	424,5857664
68	13,5	0,613	35006,4	4000,686976	419,1119676
69	13,8	0,614	35521,2	4059,520608	425,2753789
70	13,8	0,615	36036	4118,35424	431,4387902
71	13,8	0,616	36550,8	4177,187872	437,6022015
72	13,8	0,617	37065,6	4236,021504	443,7656128
73	13,8	0,618	37580,4	4294,855136	449,929024
74	13,8	0,619	38095,2	4353,688768	456,0924353
75	13,8	0,62	38610	4412,5224	462,2558466
76	13,8	0,621	39124,8	4471,356032	468,4192579
77	13,8	0,622	39639,6	4530,189664	474,5826692
78	13,8	0,623	40154,4	4589,023296	480,7460805
79	13,8	0,624	40669,2	4647,856928	486,9094918
80	13,8	0,625	41184	4706,69056	493,0729031

ANEXO 6: Muestra las gráficas de regresión de un modelo de red neuronal.



Anexo 7: Comparación entre los valores obtenidos de la simulación y los de las mediciones del PQM.

Potencia medida por el PQM (kW)	Potencia brindada por la simulación (kW)
163,41	100,3003793
163,07	80,03547238
162,33	94,93902855
163,475	107,3633612
164,115	114,6009972
164,245	92,91458021
163,835	87,15322542
163,41	108,7926682
163,28	105,6177977
162,9	94,79941339
162,475	86,37441724
163,045	85,89714578
164,11	98,09561519
164,34	110,0663054
163,815	109,4850657
163,365	120,9199765
163,02	110,6822301
163,105	88,26918649
162,185	98,70510096
161,945	112,225966
163,405	113,4693077
163,115	92,37169624
162,265	79,7498437
162,05	100,2025719
162,075	112,2191093
162,23	117,1270288
162,685	98,34975451
163,03	82,58412669
162,14	90,93353858
162,14	105,6957496
162,995	112,5688954
164,255	94,92207474
166,285	95,18749297
165,78	80,99500877
163,805	79,11589504
164,73	99,94112214