

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

**FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y
ELECTRÓNICA**

**IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE COMPONENTES
PRINCIPALES RECURSIVO (RPCA) PARA EL ANÁLISIS DEL
COMPORTAMIENTO DEL CICLO DE POTENCIA DE VAPOR EN
DOS PLANTAS INTERCONECTADAS PARA GENERACIÓN
ELÉCTRICA Y ESTUDIO DE SU APLICABILIDAD EN LA
IDENTIFICACIÓN DE FALLAS**

**TESIS PREVIA A LA OBTENCIÓN DEL GRADO EN MAGISTER EN
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL INDUSTRIAL**

MAURICIO GERMÁN REDROBÁN MATUTE
mauricio198009@hotmail.com

DIRECTOR: DR. ALBERTO SÁNCHEZ
albertst_98@yahoo.com

Quito, Agosto 2011

DECLARACIÓN

Yo, Mauricio Germán Redrobán Matute, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional, puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Mauricio Germán Redrobán Matute

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Mauricio Germán Redrobán Matute, bajo mi supervisión.

Dr. Alberto Sánchez
DIRECTOR DEL PROYECTO

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la vida y permitirme culminar este reto en mi vida.

Un agradecimiento especial a mi familia y a mi novia por todo el apoyo.

Un sincero agradecimiento al Dr. Alberto Sánchez que sin su ayuda no hubiera sido posible la realización de esta tesis.

Y a todas las personas que de una u otra manera colaboraron en la realización de esta tesis.

Mauricio Redrobán M.

DEDICATORIA

A mi familia, mi novia, mi sobrino y especialmente a Dios.

Mauricio Redrobán M.

CONTENIDO

RESUMEN	iv
PRESENTACIÓN	v
CAPÍTULO 1: PLANTAS DE POTENCIA QUE EMPLEAN VAPOR DE AGUA.	1
1.1. PLANTAS TERMOELÉCTRICAS	1
1.2. PROCESOS TERMODINÁMICOS EN LA GENERACIÓN DE VAPOR	2
1.3. EQUIPOS PRINCIPALES PARA EL CICLO DE GENERACIÓN DE VAPOR	9
CAPÍTULO 2: MÉTODOS DE ANÁLISIS ESTADÍSTICOS EN PROCESOS MULTIVARIABLES Y SUS APLICACIONES	13
2.1 MÉTODOS DE ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE PROCESOS	13
2.1.1. ANÁLISIS POR MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES	14
2.1.2. ANÁLISIS DE LA VARIABLE CANÓNICA	22
2.1.3. ANÁLISIS DISCRIMINATIVO DE FISHER	27
2.1.4. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES	32
2.2 APLICACIONES DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE PROCESOS	37
2.2.1. DETECCIÓN DE FALLAS	37
2.2.2. DIAGNÓSTICO DE FALLAS	39
2.2.3. ANTICIPACIÓN DE FALLAS	41

CAPÍTULO 3: DESCRIPCIÓN DETALLADA DE PLANTA Y PROCESOS DE ESTUDIO	44
3.1 CONFIGURACIÓN DE PLANTA Y EQUIPOS PRINCIPALES	44
3.1.1. ESQUEMA GENERAL DE LA PLANTA	45
3.1.2. SISTEMAS DE LA PLANTA	46
3.1.3. EQUIPOS PRINCIPALES	47
3.2 PRINCIPALES VARIABLES DE PROCESO DE LA PLANTA	63
3.2.1. SISTEMAS DE CONTROL	63
3.2.2. INSTRUMENTACIÓN	85
3.2.3. ACTUADORES	85
CAPÍTULO 4: ESTUDIO E IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE RPCA.	86
4.1 DETERMINACIÓN DE LOS PROCESOS Y VARIABLES PARA EL ESTUDIO.	86
4.2 SELECCIÓN DE DATOS HISTÓRICOS DE FALLAS RELEVANTES PARA EL ESTUDIO	99
4.3 IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE RPCA EN MATLAB	106
4.4 ESTUDIO DE LA APLICABILIDAD DEL ALGORITMO DE RPCA PARA ANTICIPACIÓN DE FALLAS	112
4.5 LIMITACIONES PRÁCTICAS PARA LA APLICACIÓN DE RPCA PARA IDENTIFICACIÓN Y ANTICIPACIÓN DE FALLAS.	120

CAPÍTULO 5: PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS	126
CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	180
BIBLIOGRAFÍA	183
ANEXOS	186

RESUMEN

En este proyecto se presenta la implementación del algoritmo de componentes principales recursivo en el estudio del comportamiento de una planta de generación a vapor, además la investigación de la aplicabilidad y limitaciones en el funcionamiento del algoritmo RPCA.

Para la elaboración de este proyecto se realizó un estudio previo de la planta de generación a vapor y del algoritmo de análisis de componentes principales recursivo.

El sistema de análisis estadístico de confiabilidad consta de tres pasos importantes:

- 1.- La recolección y filtración de los datos históricos de la planta para crear el modelo inicial PCA.
- 2.- Análisis del comportamiento del ciclo de potencia de vapor en dos plantas interconectadas para generación eléctrica en base a los valores recolectados en línea de los diferentes sensores de la planta, aplicando el algoritmo de detección de fallas.
- 3.- Luego de detectar una falla y ser presentada al operador en pantalla, se aplica el algoritmo de identificación de la falla para determinar qué variable del proceso está saliendo de sus valores normales de funcionamiento, lo cual ayudará al operador a tomar acciones en base a su experiencia, para evitar un problema mayor que cause la parada de la planta.

PRESENTACIÓN

Las plantas de generación a vapor están compuestas de procesos con una gran cantidad de variables. Normalmente al suceder una falla es difícil determinar las circunstancias que la produjeron, esto debido a la correlación que existe. En la actualidad, para plantas de gran tamaño, se puede implementar sistemas del tipo SIS (Sistema Instrumentado de Seguridad) que supervisan de manera independiente al BPCS (Basic Process Control System) del proceso, desde un punto de vista de seguridad e integridad de equipos. Estos sistemas permiten obtener, entre otros, cual fue la primera variable que produjo la falla. Sin embargo, no están diseñados para realizar un análisis que permita identificar que variables o elementos del proceso fueron los que originalmente llevaron a la cadena de eventos que desencadenaron en una falla.

El análisis de componentes principales y sus implementaciones algorítmicas es una herramienta matemática que permite sintetizar grandes cantidades de datos en pocas variables a través de sus propiedades estadísticas. Esta herramienta ha sido utilizada en plantas complejas tales como la planta de tratamiento de aguas negras y grises. En particular la forma recursiva del algoritmo permite una implementación en línea y por lo tanto, un análisis en tiempo real.

Los capítulos del presente proyecto son estructurados de la siguiente manera:

En el Capítulo 1 se hace un estudio de las plantas termoeléctricas en general, además de un estudio de los procesos termodinámicos en la generación de vapor.

En el Capítulo 2 se realiza el estudio de los diferentes métodos estadísticos de procesos y, específicamente del análisis de componentes principales recursivo (RPCA).

En el Capítulo 3 se realiza el estudio de la planta de generación a vapor en estudio, se analiza su funcionamiento, subsistemas y sus elementos principales.

En el Capítulo 4 se analiza el sistema de control de la planta de generación a vapor, identificando los lazos y variables para el análisis posterior, además se muestra el funcionamiento del software con el algoritmo RPCA y se estudia la aplicación del mismo en la planta de generación a vapor.

En el Capítulo 5 se desarrolla las pruebas necesarias para la aplicación del análisis recursivo de componentes principales en la planta de generación a vapor y se analiza sus resultados.

En el Capítulo 6 se dan las conclusiones y recomendaciones del proyecto desarrollado.

.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 PLANTAS TERMOELÉCTRICAS

Las plantas termoeléctricas clásicas son aquellas plantas que producen energía eléctrica a partir de la combustión de carbón, fuel-oil o gas en una caldera. Se denominan clásicas para diferenciarlas de otros tipos de plantas como las nucleares o solares. El esquema de funcionamiento de todas las plantas termoeléctricas clásicas es prácticamente el mismo, ya sea que utilicen como combustible gas, carbón o fuel-oil. Las únicas diferencias consisten en el distinto tratamiento previo que sufre el combustible, antes de ingresar a la caldera y, en la forma de los quemadores que varían según sea el combustible usado.

Existen plantas termoeléctricas que permiten quemar diferentes tipos de combustible fósiles como gas, carbón o fuel-oil y reciben el nombre de termoeléctricas mixtas.

Ciclo de conversión energética

El combustible se quema para convertir el agua en vapor y mover las turbinas de vapor para así producir energía.

Las calderas son utilizadas para transformar la energía calórica, que proviene de la combustión, en energía termodinámica representada por la presión y temperatura del vapor de agua.

Este vapor de alta presión y temperatura ingresa a las turbinas generando un movimiento circular que mueve a un generador para producir energía eléctrica. Antes de que el vapor ingrese a las turbinas, ésta debe deshumidificarse, ya que si existen pequeñas gotas de agua dentro de la turbina golpearían a gran velocidad los álabes, erosionando las paletas y pudiendo dañar la turbina.

El vapor a gran presión mueve las turbinas generando energía mecánica y a su vez mueve un alternador produciendo energía eléctrica, la cual es suministrada a la red eléctrica para su uso.

Luego de transformar la energía termodinámica en energía eléctrica, el vapor a baja presión es enviado a los condensadores, donde es enfriado y convertido en agua para así volver a las calderas y cerrar el ciclo.

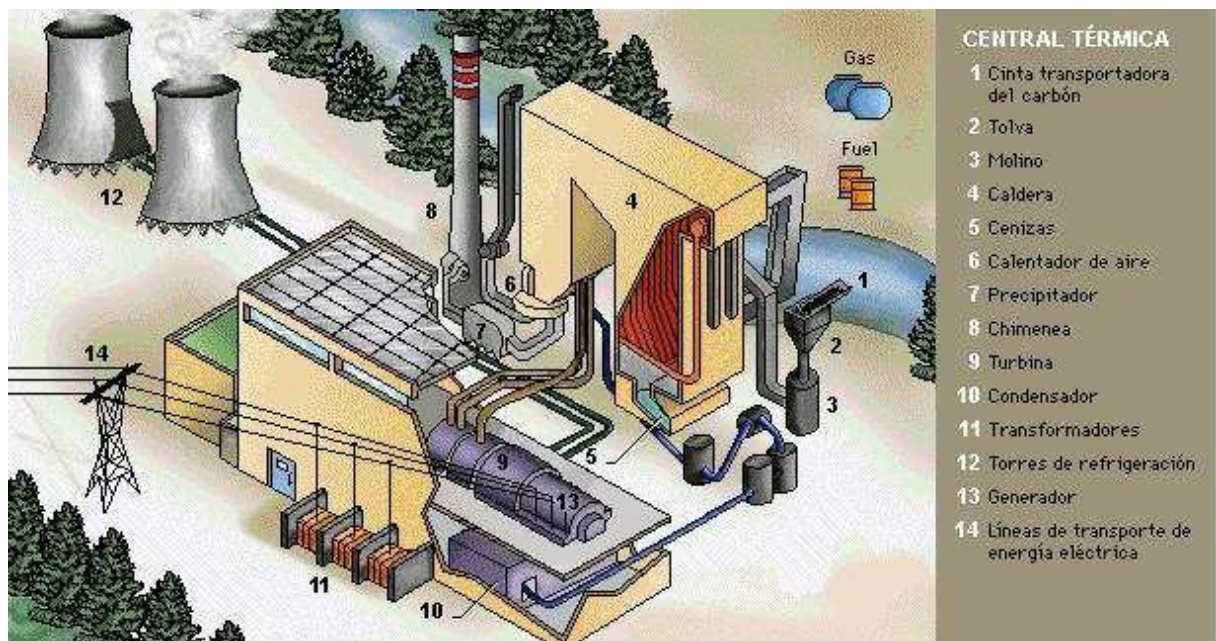


Figura 1.1 Planta termoeléctrica. [1]

1.2 PROCESOS TERMODINÁMICOS EN LA GENERACIÓN DE VAPOR

Se denomina ciclo termodinámico a la obtención de trabajo del intercambio de calor de dos fuentes a distintas temperaturas, como en el caso de las máquinas térmicas, o producir el intercambio de calor de una fuente de menor temperatura a una fuente de mayor temperatura mediante la aportación de trabajo como es el caso de refrigeradores.

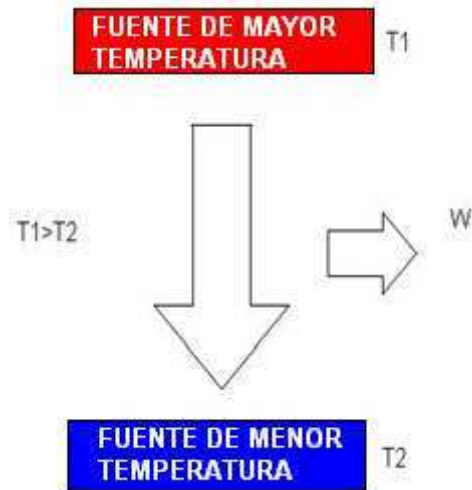


Figura 1.2(a) Máquina Térmica



Figura 1.2 (b) Refrigerador

Un parámetro importante en el ciclo térmico es el rendimiento, el cual es el resultado de dividir el trabajo obtenido con el calor gastado. Otro parámetro importante es la eficiencia térmica, es la cantidad de calor utilizado para producir trabajo útil.

1.2.1 CICLO DE RANKINE EN UNA PLANTA DE VAPOR [2]

Mediante la combustión se libera la energía térmica, la cual se transfiere al agua como calor que a su vez produce vapor.

Un diagrama que muestra el proceso se presenta en la Figura 1.3:

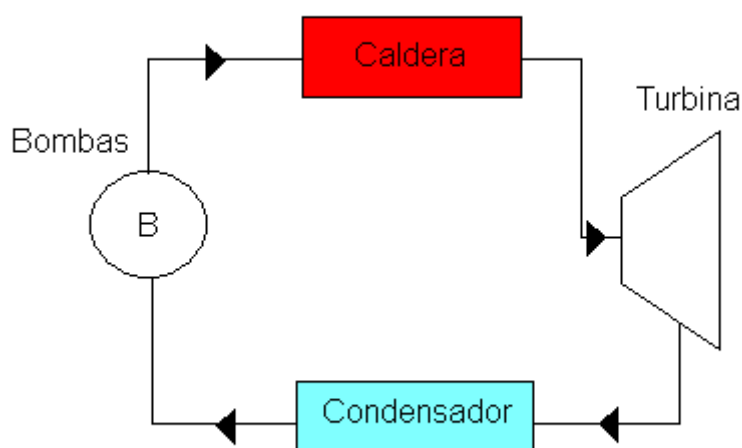


Figura 1.3 Ciclo de una máquina térmica

- 1) El agua absorbe calor en una caldera, donde se calienta hasta el punto de ebullición y luego cambia de estado produciéndose vapor. Éste es un proceso isotérmico. Este vapor es luego sobrecalentado utilizando los gases producidos en la combustión.
- 2) El vapor es dirigido a la turbina donde se expande en un proceso aproximadamente adiabático y realiza un trabajo, hasta que la temperatura y la presión caen.
- 3) El vapor a baja presión ingresa a un condensador donde se condensa y vuelve a su estado líquido. El agua condensada se halla un poco por debajo de la presión atmosférica a una temperatura menor que la del punto de ebullición.

4) Por último el agua condensada retorna a la caldera por medio de una bomba para repetir el ciclo.

Existen procesos que presentan algún grado de dificultad en su manejo debido básicamente a fenómenos tales como:

- La aceleración y la turbulencia.
- Las fricciones.
- La transferencia de calor a través de las paredes de los equipos durante la expansión del vapor.
- La transferencia irreversible de calor.
-

Pero en el ciclo de Rankine se realiza algunas simplificaciones, que aunque no sean reales en la práctica, conducen a una primera aproximación de la eficiencia máxima que se podría lograr.

2.2.1.1 Ciclo Rankine ideal

En este ciclo se supone que todos los procesos son reversibles:

- Calor ingresado = $Q_{ingresa} = h_2 - h_1$
- Calor que sale del sistema = $Q_{sale} = h_4 - h_3$

h_1, h_2, h_3, h_4 son los puntos de las entalpías mostradas en la Figura 1.4

El trabajo neto W realizado por la máquina, es igual al calor neto que fluye hacia la misma.

- $Q_{neto} = Q_{ingresa} - Q_{sale}$
- $W_{neto} = Q_{ingresa} - Q_{sale}$

Donde, $Q_{ingresa}$ y Q_{sale} se toman como cantidades positivas.

La eficiencia η de una máquina térmica se define como la razón del trabajo neto realizado sobre el calor absorbido durante un ciclo:

- $\eta = W_{\text{neto}} / Q_{\text{ingresado}}$

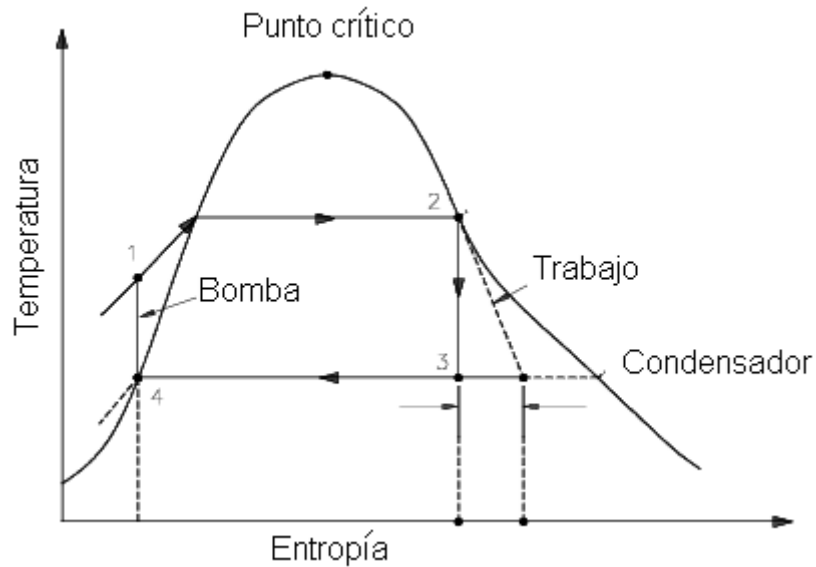


Figura 1.4 Ciclo de Rankine.

La entropía es la magnitud física que mide la parte de la energía que no produce trabajo. La entropía describe lo irreversible de los procesos térmicos, un ejemplo práctico para explicar la entropía es:

Si se lanza un objeto de cristal al suelo, este se rompe en mil pedazos esparcidos en el suelo, y en la manera inversa no sucede igual, que lanzando un montón de pedazos de cristal se vuelvan a convertir en un objeto.

2.2.1.2 Refrigeradores

Un ciclo termodinámico inverso busca lo contrario al ciclo termodinámico de obtención de trabajo. Se aporta trabajo externo al ciclo para conseguir que la transferencia se produzca de la fuente más fría a la más caliente. Este método se emplea en refrigeración.

Este servicio es de gran importancia en la industria alimentaria, para mantener frescos los alimentos durante más tiempo.

La transferencia de calor de un medio de baja temperatura a uno de alta temperatura requiere de equipos especiales llamados refrigeradores, cuyo fluido se denomina refrigerante.

Existen varios procesos de refrigeración de los cuales se destacan dos:

- Refrigeración por compresión de vapor: En este proceso se comprime el fluido refrigerante evaporado con ayuda de un compresor que usa energía mecánica, de este modo el calor que obtuvo el fluido en el evaporador es disipado a un nivel térmico superior en el condensador para luego ser llevado a un expansor mediante una válvula de orificio capilar, de modo que el fluido condensado a alta presión, que sale frío del condensador, se evapora debido al expansor, con lo que se baja su temperatura rápidamente.
- Refrigeración por absorción: El calor que toma el fluido, a baja temperatura y presión, es cedido a temperatura intermedia y alta presión luego de haberse evaporado de una solución por medio de un calentamiento. Este proceso se diferencia del anterior por utilizar cualquier fuente de calor para producir el proceso y no requerir energía mecánica.

Un esquema típico es como el que sigue:

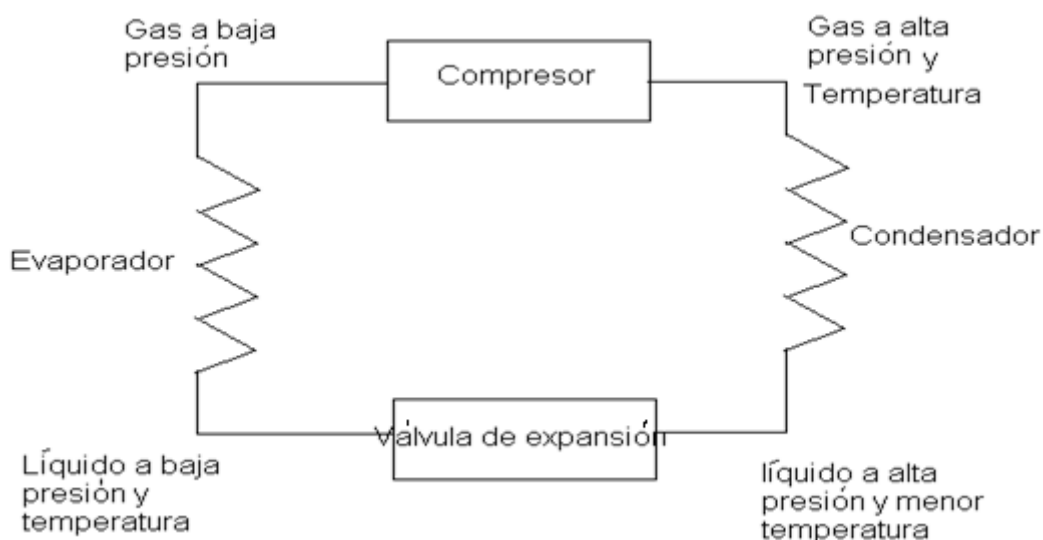


Figura 1.5 Ciclo térmico

Los sistemas de compresión emplean cuatro elementos en el ciclo de refrigeración: compresor, condensador, válvula de expansión y evaporador.

En el evaporador, el refrigerante se evapora y absorbe calor del espacio que está enfriando y de su contenido.

Seguido, el vapor pasa a un compresor que incrementa su presión, lo que aumenta su temperatura (aquí se entrega trabajo al sistema).

El gas sobrecalentado a alta presión se transforma posteriormente en líquido en un condensador refrigerado por aire o agua.

Luego, el líquido pasa por una válvula de expansión, donde su presión y temperatura se reducen hasta alcanzar las condiciones que existen en el evaporador.

La diferencia con un Ciclo de Carnot ¹invertido, es que la evaporación no es isoentrópica, puesto que ocurre en una restricción en donde el proceso es isoentálpico, espontáneo y, por ello, fuertemente irreversible.

La eficiencia de un refrigerador se expresa en términos del coeficiente de operación (COP_{refrigerador}).

El objetivo de un refrigerador es extraer la mayor cantidad posible de calor de una fuente que está a baja temperatura gastando la mínima cantidad de trabajo posible.

De ese modo el COP de un refrigerador se expresa como:

$$\text{COP}_{\text{refrigerador}} = \frac{\text{Cantidad de calor extraída de la fuente fría}}{\text{Trabajo neto sobre el refrigerante}} = \frac{Q_{\text{sale}}}{W_{\text{neto}}}$$

¹ **Ciclo de Carnot:** se produce cuando una maquina trabaja absorbiendo una cantidad de calor Q_1 de la fuente de alta temperatura y cede calor Q_2

Observe que COPR puede ser mayor que la unidad. [4]

1.3 EQUIPOS PRINCIPALES DEL GRUPO DE GENERACIÓN A VAPOR EN ESTUDIO

En este proyecto se estudia una planta de generación en particular. La planta de generación está diseñada para generar electricidad mediante el aprovechamiento del gas combustible en un sistema con turbinas a vapor.

Las calderas de este sistema son de combustible dual, diseñadas para utilizar gas natural o crudo como combustible principal, o una combinación de ambos combustibles, uno como principal y el otro como complementario.

Los elementos principales que componen esta planta térmica son:

1. Dos turbo grupos. Los cuales son suministrados de vapor desde dos calderas que funcionan con los siguientes métodos de combustible:
 - a. Las calderas pueden usar los siguientes combustibles: el gas pobre o una mezcla de gas pobre con gas rico, crudo o una combinación gas con crudo. El gas pobre y la mezcla de éste con gas rico tienen prioridad en el uso como combustible debido a su bajo costo comparado con el costo del crudo.
 - b. Las calderas utilizan diesel como combustible para el sistema de ignición, el cual se apaga una vez se enciende el quemador y termina el tiempo de ignición.
 - c. Las calderas pueden entrar en servicio utilizando el crudo como combustible. Inicialmente la atomización del crudo se realiza con aire comprimido y después, cuando se tenga ya vapor auxiliar se continúa con la atomización con vapor y así encender la caldera hasta que se obtengan buenas condiciones del gas combustible y se transfiera la operación a modo gas.

Los Sistemas y Equipos Mecánicos de las dos unidades turbo-generadoras a vapor la Planta analizada incluyen lo siguiente:

Dos calderas de vapor cada una con capacidad máxima 70,000 lb/h de vapor sobrecalentado a 625 psig y $760 \pm 10^{\circ}\text{F}$, diseñadas para quemar el gas pobre, crudo o mezcla de gases especificados para el proyecto. Las calderas son acuotubulares tipo "D", con bancos de tubos independientes para sobrecalentar y con un economizador. Cada caldera tendrá su propio sistema de manejo de quemadores (BMS) con características especiales de control de exceso de aire.

Dos turbinas de vapor, de condensación pura sin extracciones de escape axial, cada una de 6,000 kWe de capacidad máxima continua, la cual es medida en los bornes del generador.

Dos generadores eléctricos de 13,8 kV y 60 Hz, y sistema de enfriamiento con aire/agua.

Dos sistemas de condensación y vacío, uno por cada turbina con sus bombas de condensado, eyectores de vacío, dispositivos de protección e instrumentación de monitoreo en la sala de control.

Un sistema de alimentación de agua que incluye dos bombas de reposición de agua, un desaireador y tanque de alimentación de agua común para ambas unidades. Tres bombas de alimentación de agua para las calderas, cada una con una capacidad del 50% del agua requerida por las dos calderas.

Un sistema de dosificación e inyección de químicos al desaireador, que incluye un tanque, agitador y una bomba de dosificación de productos químicos.

Un sistema de dosificación e inyección de químicos a las calderas, que incluye un conjunto de tanque, agitador y una bomba de dosificación de productos químicos por cada caldera de vapor.

Un sistema principal de enfriamiento de agua, que comprende una torre de enfriamiento común para las dos unidades con 3 celdas de flujos de aire, una piscina común de agua en la parte inferior, tres bombas de circulación del agua de enfriamiento.

Un sistema de aire comprimido que comprende dos sistemas completos, de los cuales uno de ellos es de reserva. Cada compresor con motor eléctrico con sistemas de filtros, con secador de aire tipo refrigeración, control automático inteligente y un tanque pulmón de acero. El sistema produce aire seco para los instrumentos que requieren para trabajar una presión de entre 7 y 8.6 barg (100 y 125 psig).

1.3.1 SISTEMA DE GENERACIÓN A VAPOR

La planta de generación a vapor está constituida básicamente por los componentes del ciclo agua-vapor en un proceso conocido como "Ciclo Rankine", logrando la generación de energía eléctrica gracias al trabajo de las turbinas, las cuales aprovechan la energía suministrada por el combustible a través de una serie de intercambios térmicos.

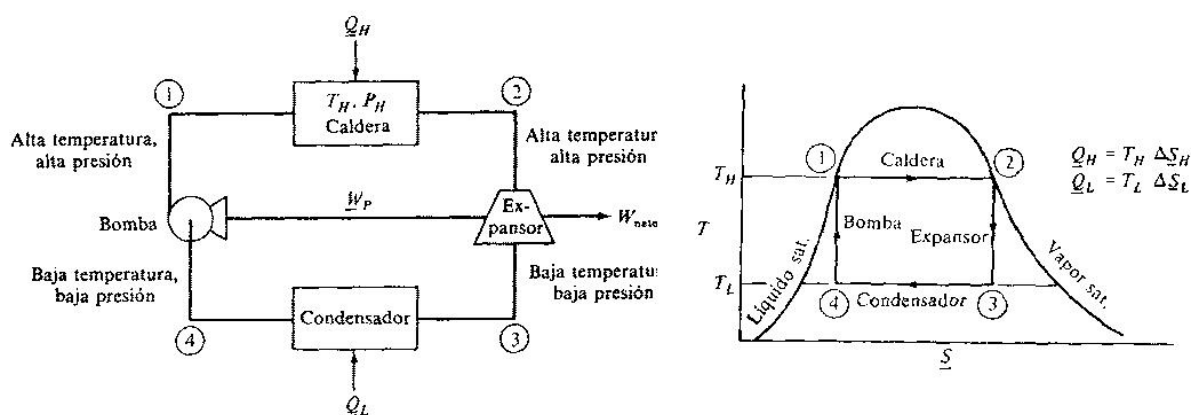


Figura 1.6 Ciclo Agua-Vapor

Para una turbina sin extracciones, correspondiente con la producción de vapor auxiliar, se toma del cabezal principal de vapor. Mediante una estación reductora

de presión se suministra el vapor requerido para el desaireador, eyectores de vapor y atomización de combustible líquido.

El “ciclo” para mantener las condiciones ideales de calidad de vapor realiza “purga continua” de las impurezas en el domo de vapor de la caldera y utiliza agua de reposición con características establecidas para el rango de presión del sistema. El punto de reposición es el tanque de agua de alimentación (desaireador) a través del lazo de control de nivel que actúa sobre la válvula de “make up” que permite flujo de agua desmineralizada al ciclo.

A continuación se listan las unidades de proceso y los equipos que conforman el ciclo de agua-vapor y que serán motivo de análisis en este proyecto escrito:

Sistemas y Equipos principales del Ciclo agua-vapor:

- Sistema de agua de alimentación: bombas de agua de reposición o “make-up”, desaireador, tanque de almacenamiento, bombas de alta presión alimentación de agua a calderas.
- Sistema de generación de vapor-calderas: economizador, generador de vapor y sobrecalentador.
- Sistema de turbina de vapor: vapor sobrecalentado de alta presión, sin extracciones, condensación pura, reductor de velocidad al generador, sistema de lubricación, generador.
- Sistema de Condensados: condensador, bombas de condensado y sistema de vacío (con eyectores de vapor).

Sistemas auxiliares del ciclo agua-vapor:

- Sistema de suministro de combustibles: combustible líquido (diesel y crudo) y gas combustible (mezcla de gas rico y gas pobre).
- Sistema de enfriamiento: torre de agua de tres celdas con circulación forzada de aire, bombas principales de circulación 3 x 50%, bombas auxiliares de enfriamiento.

CAPÍTULO 2

MÉTODOS DE ANÁLISIS ESTADÍSTICOS MULTIVARIABLES Y SUS APLICACIONES

2.1 MÉTODOS DE ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE PROCESOS [6]

La producción en lotes es la operación más frecuente en la actualidad en los procesos químicos y biológicos. Los procesos de producción tienen variaciones de lote a lote debido a equipos defectuosos y desviaciones de las variables del proceso. Anomalías en producción de los lotes pueden dar lugar a productos indeseables. Por eso es importante el monitoreo del proceso en línea, ya que permite detectar problemas tempranamente y tomar acciones cuando sea necesario.

Con la tecnología de sensores en línea y la automatización, los procesos con sensores computarizados producen grandes cantidades de datos. Por lo tanto es importante recoger la mayor cantidad de información útil de los sensores de medición e intervenir en el proceso en curso. Sin embargo, el control del proceso es una tarea difícil debido a la complejidad del mismo y a la gran cantidad de variables de medición y la fuerte interacción entre las variables.

Existe muchas herramientas de monitoreo de procesos y detección de fallas multivariantes. La mayoría de los métodos multivariantes utilizados actualmente en la industria son técnicas basadas en estadística.

A continuación se realiza una revisión de los métodos más empleados, así como sus características y aplicaciones.

2.1.1 ANÁLISIS POR MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES [7]

La regresión por mínimos cuadrados parciales (regresión PLS, por sus siglas en inglés), fue creada por Herman Wold. Gracias a su hijo Svante Wold, PLS ha ganado espacio en el área de la química conocida como Chemometrics, en donde se analizan datos que se caracterizan por muchas variables predictoras, con problemas de multicolinealidad¹, y pocas unidades experimentales en estudio.

La metodología PLS generaliza y combina características del Análisis de Componentes Principales y el Análisis de Regresión Múltiple. La popularidad de regresión PLS va en aumento gracias a que trabaja bien y está siendo aplicada en muchas ramas.

En PLS, a diferencia de Componentes Principales, los datos de entrada además de la matriz de variables predictoras X de orden $n \times p$ (donde n representa al número de muestras y p al número de variables), deben contener una matriz de variables dependientes Y de orden $n \times q$ (donde n representa al número de muestras y p al número de variables) con el fin de predecir los valores de Y a partir de X para nuevas observaciones.

La regresión con proyección consiste en encontrar una nueva matriz de variables, reduciendo la dimensión de las variables originales, ésta se llama matriz de variables latentes. Esta nueva matriz tendrá un máximo de varianza para que todas las variables tengan la misma importancia en el sistema, es decir, que tenga una media de cero y una desviación estándar de uno.

Para realizar la regresión se utilizan los siguientes algoritmos: *Regresión PLS univariada (PLS1)* y *Regresión PLS multivariada (PLS2)*.

¹ El proceso o término de **multicolinealidad** es una situación en la que se presenta una fuerte correlación entre variables explicativas del modelo.

2.1.1.1 Regresión PLS univariada (PLS1)

Cuando Y es un vector (de orden nxq , donde $q = 1$) puede ser visto como una transformación de las variables predictoras X , considerando su relación con el vector de respuestas Y de orden $n \times 1$, obteniéndose como resultado una matriz de variables latentes no correlacionadas, $T = (T_1, \dots, T_p)$ de orden $n \times p$. Esto contrasta con el Análisis de Componentes Principales, en el cual las componentes son obtenidas usando sólo la matriz de predictoras X . El número de variables latentes T_1, \dots, T_k , donde $k \leq p$, es determinado generalmente por el método de validación cruzada dejando una observación afuera, también llamado PRESS (Prediction Sum of Squares). La ecuación de regresión estimada tomará la siguiente forma:

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 T_1 + \beta_2 T_2 + \dots + \beta_k T_k \quad (2.1)$$

El siguiente algoritmo es una adaptación. La entrada de datos corresponde a las matrices X e Y las cuales han sido normalizadas a la unidad, por columnas:

1. *Entrada:* $X(n \times p), Y(n \times 1)$
2. *Para* $i = 1$ hasta p
3. $w = cov(Y, X)$ *normalizar* w ($\|w\| = 1$)
4. $T = Xw$
5. $v = (T'Y)/(T'T)$
6. $b = (T'X)/(T'T)$
7. $X = X - Tb$
8. $Y = Y - Tv$
9. *Fin* i

Descripción del algoritmo PLS1

La matriz de datos puede ser escrita como $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$, donde X_1, X_2, \dots, X_p son las columnas de la matriz X .

Principales pasos del algoritmo:

1) Calcular el vector $w = (w_1, w_2, \dots, w_p)'$, donde el elemento w_i corresponde a la covarianza de la variable respuesta Y con cada una de las variables predictoras (X_i)

$$w_i = cov(Y, X_i), \text{ donde } i = 1, \dots, p$$

$$w_i = \frac{SP(Y, X_i)}{n-1} \cdot \frac{SC(X_i)}{SC(X_i)} = \hat{\beta}_i var(X_i) \quad (2.2)$$

$$w_i = coef(X_i).var(X_i), \text{ del modelo RLI: } Y \sim X_i$$

donde,

SP= Suma de productos

SC=Suma de cuadrados

Por lo tanto, cada w_i es igual al coeficiente de Regresión Lineal simple (RLI) del modelo: $Y \sim X_i$, multiplicado por la varianza de la predictora X_i . Finalmente, $w = (w_1, w_2, \dots, w_p)'$ es normalizado a la unidad.

2) Calcular la componente PLS, $T = Xw = (X_1, X_2, \dots, X_p)(w_1, w_2, \dots, w_p)'$. Es decir;

$$T = \sum_{i=1}^p X_i w_i \quad (2.3)$$

3) Calcular el coeficiente de regresión simple de Y sobre T .

$$v = \frac{SP(T, Y)}{SC(T)} \rightarrow \hat{Y} = vT \quad (2.4)$$

4) Calcular el vector $b = (b_1, b_2, \dots, b_p)$; cada elemento de b corresponde al coeficiente de regresión simple de X_i sobre T

$$b_i = \frac{SP(T, X_i)}{SC(T)} \rightarrow \hat{X}_i = b_i T, \text{ donde } i = 1, \dots, p \quad (2.5)$$

5) Actualización de la matriz de predictoras y el vector respuesta

$$X = X - \hat{X} = X - Tb \quad (2.6)$$

$$Y = Y - \hat{Y} = Y - vT$$

Aquí se supone que las componentes T_1, T_2, \dots, T_{h-1} fueron calculadas en las $h-1$ iteraciones anteriores. Durante la h -ésima iteración este algoritmo calcula $w(h)T_h, v(h), b(h), X(h), Y(h)$, usando el vector de respuestas y la matriz de predictoras de la iteración anterior: $Y(h-1)$ y $X(h-1)$. Cuando $h = 1$, los datos necesarios para hacer estos cálculos son $X(0)$ y $Y(0)$, los cuales son la matriz de predictoras y el vector de respuestas estandarizadas por columnas, de datos iniciales.

En cada iteración del algoritmo PLS1 se calcula una variable latente. A continuación se presenta la h -ésima iteración del algoritmo PLS1:

$$w(h) = X'(h-1)Y(h-1) \rightarrow \text{normalizar } w(h) \quad (2.7)$$

$$T_h = X(h-1)w(h) \rightarrow h - \text{ésima variable latente}$$

$$v(h) = T'_h Y(h-1) / T'_h T_h$$

$$b(h) = T'_h X(h-1) / T'_h T_h$$

$$X(h) = X(h-1) - T_h b(h)$$

$$y(h) = Y(h-1) - T_h v(h)$$

Se calcula la h -ésima variable latente T_h de dimensión $n \times 1$. Luego, se debe observar que en los pasos 3 y 4, el algoritmo actualiza la matriz de predictoras y el vector de respuestas respectivamente, los cuales serán utilizados en la próxima iteración, $h + 1$.

Estas actualizaciones también son conocidas como la matriz y el vector de residuales de la iteración h .

Regresión PLS, caso multivariado (PLS2)

Es una generalización de la regresión PLS univariado y la diferencia está en que se tiene una matriz de variables respuesta $Y(n \times q)$, además de la matriz de predictoras $X(n \times p)$, con $q < p$. El objetivo del PLS multivariado es encontrar un

conjunto de componentes T_1, \dots, T_k , donde $k \leq p$, que den modelos lineales buenos para todas las variables de Y . El modelo estimado es:

$$\hat{Y}_j = \beta_{j0} + \beta_{j1}T_1 + \beta_{j2}T_2 + \dots + \beta_{jk}T_k \quad j = 1, \dots, q \quad (2.8)$$

Las X y Y son centradas y normalizadas a la unidad, por columnas

Input: $X(n \times p), Y(n \times q)$

Hacer $k = 0$

Para $i = 1$ hasta $\lceil p/q \rceil$: $\lceil \cdot \rceil$ es la función ceiling, que redondea el entero superior

Para $j = 1$ hasta q

Sea V la j -ésima columna de Y

$w = \text{cov}(V, X)$: normalizar w ($\|w\| = 1$)

$T = Xw$

$c = \text{cov}(T, Y)$: normalizar c ($\|c\| = 1$)

$V_{\text{nuevo}} = Yc$

Si $\|V - V_{\text{nuevo}}\| > \varepsilon \rightarrow$ Hacer $V = V_{\text{nuevo}}$

$V = V_{\text{nuevo}}$

$b = \frac{T'X}{T'T}$

$v = \frac{T'Y}{T'T}$

$X = X - Tb$

$Y = Y - vTc'$

$k = k + 1$

if($k = p$) \rightarrow Terminar

Fin j

Fin i

Descripción del algoritmo PLS2

En base a los algoritmos anteriores se presenta una descripción del proceso. La matriz de datos puede ser escrita como $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$, donde X_1, X_2, \dots, X_p son las columnas de la matriz X , y la matriz de respuestas $Y = (Y_1, \dots, Y_q)$.

Pasos del algoritmo:

1) Calcular el vector $w = (w_1, w_2, \dots, w_p)'$ donde, cada elemento de w corresponde a la covariancia de la j -ésima variable respuesta Y_j , representada por el vector V , con cada una de las variables predictoras (X_i):

$$w_i = cov(V, X_i) \quad i = 1, \dots, p$$

$$w_i = coef(X_i).var(X_i), \text{ del modelo RLS: } V \sim X_i \quad (2.9)$$

Este resultado es obtenido usando el mismo argumento que en la expresión (2.2). Finalmente $w = (w_1, w_2, \dots, w_p)'$ es normalizado a la unidad.

2) Calcular la variable latente $T = Xw = (X_1, X_2, \dots, X_p) \cdot (w_1, w_2, \dots, w_p)'$:

$$\text{Es decir, } T = \sum_{i=1}^p X_i w_i \quad (2.10)$$

3) Se calcula el vector $c = (c_1, c_2, \dots, c_q)$; cada elemento de c corresponde a la covarianza de la componente T , obtenida en el paso anterior, con cada una de las variables respuestas (Y_j):

$$c_j = cov(T, Y_j) \quad j = 1, \dots, q$$

$$c_i = coef(Y_i).var(Y_i), \text{ del modelos RLS: } T \sim Y_i \quad (2.11)$$

Finalmente,

$c = (c_1, c_2, \dots, c_q)'$ es normalizado a la unidad. De manera equivalente, c puede ser calculado como la normalización del vector $Y'T$.

4) Calcular un nuevo vector

$$V_{nuevo} = Y_c = (Y_1 \dots Y_q) \cdot (c_1 \dots c_q)' \quad (2.12)$$

Que reemplazará al vector V . Este nuevo vector también es expresado como sigue:

$$V_{nuevo} = \sum_{j=1}^q Y_j c_j \quad (2.13)$$

5) Calcular el vector $b = (b_1, b_2, \dots, b_p)$; cada elemento de b corresponde al coeficiente de regresión simple de X_i sobre la variable latente T .

$$b_i = \frac{SP(T, X_i)}{SC(T)} \rightarrow \hat{X}_i = b_i T, \quad i = 1, \dots, p \quad (2.14)$$

6) Se calcula el coeficiente de regresión simple de V sobre T , donde SP y SC son la suma de productos y la suma de cuadrados, respectivamente:

$$v = \frac{SP(T, V)}{SC(T)} \rightarrow \hat{V} = vT \quad (2.15)$$

7) Actualización de la matriz de predictoras y del vector respuesta:

$$\begin{aligned} X &= X - \hat{X} = X - Tb \\ Y &= Y - \hat{Y} = Y - \hat{V}c' = Y - vTc' \end{aligned} \quad (2.16)$$

Donde, \hat{Y} es obtenida de (2.15) y (2.10) y $\hat{X} = (\hat{X}_1 \dots \hat{X}_p)$

2.1.1.2 Selección de números de componentes

El número de componentes para un buen modelo de regresión utiliza los siguientes métodos:

Estimación PRESS:

Estimar el modelo de regresión excluyendo la i -ésima observación, $i = 1, 2, \dots, n$

Luego calcular la predicción de la observación que no fue incluida $\hat{y}_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, n$, para posteriormente encontrar el residual correspondiente $e_{(i)} = y_{(i)} - \hat{y}_{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, n$.

El PRESS promedio es calculado por:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_{(i)}^2$$

Estimación de la Suma de Cuadrados de Residuales por Validación Cruzada (SCRvc)

Primero se divide la muestra en k partes, donde cada parte V_j , $j = 1, \dots, k$, tiene aproximadamente n/k observaciones.

Luego, se estima el modelo de regresión excluyendo la j -ésima parte $j = 1, \dots, k$.

Entonces, se calcula las predicciones de las observaciones que no fueron incluidas $\hat{y}_i^{(j)}$, $j = 1, \dots, k$, tal que, $x_i \in V_j$, para posteriormente calcular la suma de cuadrados residuales (SCR) $SCR_j = \sum_{\{i: x_i \in V_j\}} (y_i^{(j)} - \hat{y}_i^{(j)})^2$, $j = 1, \dots, k$.

El SCRvc promedio es calculado por:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SCR_j$$

El número de componentes PLS que minimiza la SCR se elige de la siguiente forma:

Con ayuda de la matriz de predictoras $X(n \times p)$ y el vector de clases $Y(n \times 1)$ se encuentra la matriz de variables latentes $T(n \times p)$. Luego se estima el promedio de la suma de cuadrados residuales PRESS o SCRvc del modelo de regresión Y sobre las primeras h -componentes T_1, \dots, T_h . Entonces $PRESS(h)$, $h = 1, \dots, p$.

El número de componentes PLS (h^*) usa la siguiente regla:

$$h^* = \min \{h > 1: PRESS(h + 1) - PRESS(h) > 0\}$$

2.1.1.3 Comparación entre Análisis de Componentes Principales (PCA) y Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)

Semejanzas

- Los factores se extraen de modo iterativo en ambos análisis para que expliquen la máxima covarianza.
- Las matrices de componentes principales en el caso del Análisis de Componentes Principales (PCA) y Matriz de variables latentes en el caso del Análisis de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) son ortogonales entre ellos.
- No se describe la totalidad de la matriz original X . Las primeras componentes principales dan la información completa del sistema.

Diferencias

- El Análisis de Componentes Principales (PCA) no es un método de regresión y no predice las variables de la matriz Y como en el caso del Análisis de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS).
- Delante de la sospecha de colinealidad entre variables, el Análisis de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) permite quedarse con todas las variables antes de eliminar alguna incorrectamente, lo cual tiene una gran contribución en el sistema. Esto no sucede en el Análisis de Componentes Principales (PCA).

2.1.2 ANÁLISIS DE VARIABLES CANÓNICAS

Consiste en un análisis multivariable creado por Harold Hotelling, un matemático estadístico nacido en Fulda Minnesota en 1895. [8]

El objetivo principal del análisis es tener un conjunto de variables que pueda ser dividido en dos grupos homogéneos. Se debe estudiar la relación entre ambos conjuntos. El menor conjunto tiene p variables y el otro conjunto q , tal que, $p + q = k$. Es posible que $p = q$.

Sea X la matriz $n \times p$ que contiene las p variables y Y a la matriz $n \times q$ que contiene las q variables.

Se puede calcular la matriz de covarianza con todas las variables centradas:

$$V_{x,y} = E \left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' & y' \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} \\ V_{21} & V_{22} \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Se toma en cuenta dos casos:

Situación simétrica donde no se da preferencia a ninguno de los conjuntos de variables para explicar el otro.

Situación asimétrica donde un conjunto de variables es utilizado para explicar el comportamiento del otro grupo.

Construcción de variables canónicas

Se busca un par de variables resumen en cada conjunto que tengan correlación máxima:

$$\begin{aligned} x^* &= X\alpha = \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i \\ y^* &= Y\beta = \sum_{j=1}^q \beta_j x_j \end{aligned} \quad (2.18)$$

Luego se desea encontrar los vectores α y β , tal que, las nuevas variables x^* y y^* tenga correlación máxima.

Primera variable canónica

Sea x un vector $p \times 1$ con distribución $N_p(0, V_{11})$ y y un vector $q \times 1$ con distribución $N_q(0, V_{22})$ con las variables originales medidas como desviaciones de la media. Sea $x^* = \alpha'x$ y $y^* = \beta'y$. La correlación entre ambas variables es:

$$\rho(x^*, y^*) = \frac{\alpha' V_{12} \beta}{(\alpha' V_{11} \alpha)^{\frac{1}{2}} (\beta' V_{22} \beta)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.19)$$

Maximizar la correlación entre x^* , y^* , respecto a α y β .

Esto es equivalente a maximizar ρ o ρ^2 . También se exigen las condiciones de varianza unitaria para x^* y y^* :

$$\begin{aligned} V_{ar}(x^*) &= \alpha' V_{11} \alpha = 1 \\ V_{ar}(y^*) &= \beta' V_{22} \beta = 1 \end{aligned} \quad (2.20)$$

Utilizando multiplicadores de Lagrange para incorporar las restricciones, la función que se quiere maximizar es:

$$M = (\alpha' V_{12} \beta)^2 - \lambda (\alpha' V_{11} \alpha - 1) - \mu (\beta' V_{22} \beta - 1) \quad (2.21)$$

Para obtener α y β se deriva M con respecto a α y β , donde se obtiene la siguiente ecuación:

$$(V_{11}^{-1} V_{12} V_{22}^{-1} V_{21}) \alpha = \lambda^2 \alpha \quad (2.22)$$

Esto implica que λ^2 es el valor propio ligado al vector propio de la matriz $p \times p$:

$$A_{pxp} = V_{11}^{-1} V_{12} V_{22}^{-1} V_{21} \quad (2.23)$$

De la misma forma se obtiene β como el vector propio ligado al valor propio λ^2 de la matriz:

$$B_{qxq} = V_{22}^{-1} V_{21} V_{11}^{-1} V_{12} \quad (2.24)$$

Se puede probar que $\lambda^2 = \mu^2 = \rho^2$ es el cuadrado del coeficiente de correlación entre las variables canónicas x^* y y^* .

De las ecuaciones anteriores se obtiene:

$$\begin{aligned}\alpha &= V_{11}^{-1}V_{12}\beta\lambda^{-1} \\ \beta &= V_{22}^{-1}V_{21}\alpha\lambda^{-1}\end{aligned}\tag{2.25}$$

El vector propio asociado al mayor valor propio (que es el mismo para ambas matrices) proporciona las variables canónicas. Sólo es necesario conocer los vectores propios de una de las matrices, ya que a partir de α se puede conocer β y a partir de β se puede conocer α . El coeficiente de correlación canónica λ^2 es el cuadrado del coeficiente de correlación múltiple entre la variable $x^* = \alpha'x$ y las variables y .

Determinación de las r variables canónicas

Después de encontrada la primera relación entre las dos variables canónicas, es posible encontrar una segunda variable en el primer conjunto que no esté correlacionada con la primera y que tenga correlación máxima con otra variable indicadora del segundo conjunto. Se puede obtener $r = \min(p, q)$ relaciones entre variables indicadoras de ambos grupos que pueden ordenarse por orden de importancia.

En este caso se quiere encontrar $2r$ combinaciones lineales $(x_1^*, \dots, x_r^*), (y_1^*, \dots, y_r^*)$ que son las r variables canónicas por lo que se deben obtener los valores y vectores propios de las matrices A y B definidas anteriormente. Estos vectores son ortogonales, entonces:

$$Cov(x_i^*, x_j^*) = \alpha'_i E[xx'] \alpha_j = \alpha'_i V_{11} \alpha_j = 0$$

Por lo tanto, las variables indicadoras dentro del mismo grupo no están correlacionadas.

Además se cumple:

$$\text{Cov}(x_i^*, y_j^*) = E[\alpha'_i x y' \beta_j] = \alpha'_i (\lambda_j V_{11} \alpha_j) = \alpha'_i V_{12} \beta_j = 0$$

Por lo tanto, variables indicadoras dentro de grupos distintos también están no correlacionadas.

Las variables canónicas son variables indicadoras de los dos conjuntos de variables que tienen la máxima correlación entre ellas.

Los coeficientes de las variables canónicas son los vectores propios ligados al mismo valor propio de las matrices:

$$V_{11}^{-\frac{1}{2}} V_{ij} V_{jj}^{-1} V_{ij} \quad \text{para } i = 1, 2 \text{ y } i \neq j$$

Las correlaciones canónicas λ_i^2 son el cuadrado del coeficiente de correlación entre las dos variables canónicas correspondientes.

Las correlaciones canónicas son invariantes ante transformaciones lineales de las variables y no se modifican si se sustituye las r variables por un conjunto de r combinaciones de ellas linealmente independientes.

El coeficiente de correlación canónica λ_i^2 es el coeficiente de determinación en una regresión múltiple con variable de respuesta y^* y variables explicativas x . También es el coeficiente de determinación múltiple en la regresión entre x_i^* y las variables y .

2.1.3 ANÁLISIS DISCRIMINATIVO DE FISHER [9]

Es un análisis estadístico creado por Ronald Aylmer Fisher, nacido en East Finchley, Londres en 1890, su contribución más importante es la inferencia estadística creada en 1920.

Este análisis supone que se tiene g poblaciones conocidas $\Omega_1, \dots, \Omega_g$ y en cada una de ellas se observa una muestra de cierto vector de interés $X = (X_1, \dots, X_p)'$.

El análisis discriminante se ocupa de describir, mediante las variables X_i , los rasgos diferenciales entre las poblaciones.

Se trata de encontrar funciones discriminantes o reglas de decisión $h = h(x_1, \dots, x_p)$ cuyos valores en los distintos grupos (o poblaciones) estén lo más separados posible. Es decir, buscar funciones h sencillas que permitan asignar cada uno de los individuos a una población concreta Ω_α , $\alpha = 1, \dots, g$, minimizando la tasa de error en dicha asignación.

La más conocida es la regla discriminante lineal de Fisher, donde h es una función lineal de $X = (X_1, \dots, X_p)'$.

2.1.3.1 Clasificación

Dado un nuevo individuo ω , cuya población de procedencia se desconoce, y sobre el cual se pueden medir las variables, X_1, \dots, X_p , es decir, $x = (x_1, \dots, x_p)$, donde $x_i = X_i(\omega)$, para $i = 1, \dots, p$, el problema de clasificación trata de asignar este individuo a alguna de las poblaciones Ω_α , para $\alpha = 1, \dots, g$. Para ello se utilizan las funciones discriminantes construidas a partir de la muestra.

2.1.3.1.1 Discriminador lineal

Sean μ_1, μ_2 los vectores de medias de las poblaciones Ω_1, Ω_2 , respectivamente. Sea Σ la matriz de covarianzas común para ambas poblaciones. Sea ω el individuo a clasificar, para el cual se ha observado $x = (x_1, \dots, x_p)'$

El criterio geométrico, consiste en asignar el individuo ω a la población más próxima, utilizando la distancia de Mahalanobis:

$$\delta_M^2(x, \mu_i) = (x - \mu_i)' \Sigma^{-1} (x - \mu_i), \quad i = 1, 2 \quad (2.26)$$

La regla de decisión es la siguiente:

$$\begin{aligned} w \text{ se asigna a } \Omega_1 \text{ si } \delta_M^2(x, \mu_1) < \delta_M^2(x, \mu_2) \\ w \text{ se asigna a } \Omega_2 \text{ en caso contrario} \end{aligned} \quad (2.27)$$

A partir de la diferencia $\delta_M^2(x, \mu_2) - \delta_M^2(x, \mu_1)$, se construye la función discriminante lineal:

$$L(x) = \left(x - \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2) \right)' \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \quad (2.28)$$

Y se expresa la regla de decisión en función de esta:

ω se asigna a Ω_1 si $L(x) > 0$,

en caso contrario, se asigna ω a Ω_2 .

Esta función discriminante es el discriminador lineal de Fisher.

2.1.3.1.1.1 Clasificación cuando los parámetros son estimados

En las aplicaciones prácticas, μ_1 , μ_2 y Σ son desconocidas y se deberán estimar a partir de muestras de tamaños n_1 , n_2 de las dos poblaciones Ω_1 y Ω_2 .

Sean \bar{X}_1, \bar{X}_2 y S_1, S_2 los vectores de medias y las matrices de covarianzas muestrales.

La versión muestral del discriminador lineal de Fisher es:

$$\hat{L}(x) = \left(x - \frac{1}{2}(\bar{x}_1 + \bar{x}_2) \right)' S_p^{-1} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) \quad (2.29)$$

Donde, $S_p = (n_1 S_1 + n_2 S_2)/(n_1 + n_2 - 2)$, es la "pooled within matrix".

2.1.3.1.2 Regla de máxima verosimilitud

Sean Ω_1 y Ω_2 dos poblaciones y $X = (X_1, \dots, X_p)'$ un vector con distribución de probabilidad conocida, dependiente de un parámetro θ que toma el valor θ_1 si $X \in \Omega_1$ y θ_2 si $X \in \Omega_2$.

Sea $x = (x_1, \dots, x_p)$ el vector de observaciones de X sobre un individuo ω . La probabilidad o verosimilitud de la observación x en Ω_i es $L_i(x) = f(x_1, \dots, x_p; \theta_i)$.

La regla discriminante de máxima verosimilitud consiste en asignar ω a la población Ω_i para la cual la verosimilitud de la observación es mayor. Esta regla tiene asociada la siguiente función discriminante.

$$V(x) = \log \mathcal{L}_1(x) - \log \mathcal{L}_2(x) \quad (2.30)$$

Si $V(x) > 0$, ω se asigna a Ω_1 . En caso contrario, ω se asigna a Ω_2 .

2.1.3.1.3 Regla de Bayes

En ciertas situaciones, se conocen las probabilidades a priori de que ω pertenezca a cada una de las poblaciones:

$$(2.31)$$

$$q_1 = P(\omega \in \Omega_1), q_2 = P(\omega \in \Omega_2), \quad q_1 + q_2 = 1$$

Una vez se dispone de las observaciones $x = (x_1, \dots, x_p)$, la probabilidad a posteriori de que ω pertenezca a las poblaciones (teorema de Bayes) es:

$$P(\omega \in \Omega_i | x) = \frac{q_i \mathcal{L}_i(x)}{q_1 \mathcal{L}_1(x) + q_2 \mathcal{L}_2(x)}, \quad i = 1, 2 \quad (2.32)$$

La regla discriminante de Bayes consiste en asignar ω a la población Ω_i para la que $P(\omega \in \Omega_i|x)$ es máxima.

La regla de Bayes tiene asociada la siguiente función discriminante, que se conoce como discriminador de Bayes:

$$B(x) = \log \mathcal{L}_1(x) - \log \mathcal{L}_2(x) + \log \left(\frac{q_1}{q_2} \right) \quad (2.33)$$

Si $B(x) > 0$, ω se asigna a Ω_1 y, en caso contrario, se asigna ω a Ω_2 .

Propiedades:

1. Cuando $q_1 = q_2 = 1/2$, entonces $B(x) = V(x)$.
2. La regla de Bayes minimiza la probabilidad de clasificación errónea.

Clasificación en poblaciones normales:

Suponer ahora que:

$$X = (X_1, \dots, X_p)' \sim N_p(\mu_1, \Sigma_1) \text{ en } \Omega_1$$

$$X = (X_1, \dots, X_p)' \sim N_p(\mu_2, \Sigma_2) \text{ en } \Omega_2$$

es decir:

$$\mathcal{L}_i(x) = \frac{|\Sigma_i|^{-\frac{1}{2}}}{(2\pi)^{\frac{p}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \right\}, \quad i = 1, 2$$

Caso 1: Si $\mu_1 \neq \mu_2$ y $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$, entonces:

Los clasificadores de máxima verosimilitud y lineal coinciden:

$$\begin{aligned} V(x) &= \log \mathcal{L}_1(x) - \log \mathcal{L}_2(x) \\ &= \frac{1}{2} ((x - \mu_2)' \Sigma^{-1} (x - \mu_2) - (x - \mu_1)' \Sigma^{-1} (x - \mu_1)) \\ &= L(x) \end{aligned}$$

Puesto que $L(x)$ tiene distribución de probabilidad conocida, puede calcularse la probabilidad de clasificación errónea.

Se dice que el individuo x se clasifica erróneamente cuando se asigna a la población Ω_1 y en realidad proviene de Ω_2 , o bien, cuando se asigna a la población Ω_2 y en realidad proviene de Ω_1 .

Luego la probabilidad de clasificación errónea es:

$$\frac{1}{2}P\left(L(x) > \frac{0}{x} \in \Omega_2\right) + \frac{1}{2}P\left(L(x) > \frac{0}{x} \in \Omega_1\right) = \Phi\left(-\frac{M}{2}\right)$$

donde Φ es la función de distribución de la ley $N(0, 1)$.

a) Si se conoce las probabilidades a priori $q_1 = P(\omega \in \Omega_1)$, $q_2 = P(\omega \in \Omega_2)$, con $q_1 + q_2 = 1$, entonces el discriminador de Bayes es: $B(x) = L(x) + \log(q_1/q_2)$.

Caso 2: Si $\mu_1 \neq \mu_2$ y $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$, entonces:

a) La regla de máxima verosimilitud proporciona el discriminador cuadrático:

$$\begin{aligned} V(x) &= \log \mathcal{L}_1(x) - \log \mathcal{L}_2(x) \\ &= \frac{1}{2}x'(\Sigma_2^{-1} - \Sigma_1^{-1})x + x'(\Sigma_1^{-1}\mu_1 - \Sigma_2^{-1}\mu_2) \\ &\quad + \frac{1}{2}\mu_2'\Sigma_2^{-1}\mu_2 - \frac{1}{2}\mu_1'\Sigma_1^{-1}\mu_1 + \frac{1}{2}\log|\Sigma_2| - \frac{1}{2}\log|\Sigma_1| \\ &= Q(x) \end{aligned}$$

b) Si se conoce las probabilidades a priori $q_1 = P(\omega \in \Omega_1)$, $q_2 = P(\omega \in \Omega_2)$, con $q_1 + q_2 = 1$, entonces el discriminador de Bayes es: $B(x) = Q(x) + \log(q_1/q_2)$.

2.1.4 ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES [10]

El análisis de componentes principales (ACP) es una técnica estadística propuesta a principios del siglo pasado por Karl Pearson como parte del análisis de factores. Sin embargo, la complejidad de los cálculos retrasó su desarrollo hasta la aparición de los computadores y su utilización en la segunda mitad del siglo XX. El reciente florecimiento de los métodos basados en componentes principales hace que sean utilizados por una gran cantidad de investigadores no especialistas en estadística.

2.1.4.1 PCA Convencional

Podría decirse que el objetivo principal que persigue el ACP es la representación de las medidas numéricas de varias variables en un espacio de pocas dimensiones, donde los sentidos puedan percibir relaciones que de otra manera permanecerían ocultas en dimensiones superiores. Dicha representación debe ser tal que al desechar dimensiones superiores (generalmente de la tercera o cuarta en adelante) la pérdida de información sea mínima. Un símil podría ilustrar la idea: Considere una gran lámina rectangular (objeto de tres dimensiones) de por ejemplo: 3m de larga, 2m de ancha y 4 cm de espesor. Para efectos prácticos, dicha lámina puede ser considerada como un objeto plano (de dos dimensiones) de 3m de largo por 2m de ancho. Al realizar esta reducción de dimensionalidad se pierde cierta cantidad de información ya que, por ejemplo, puntos opuestos situados en las dos caras de la lámina aparecerán confundidos en un solo. Se pierden las distancias perpendiculares a las caras. Sin embargo, la pérdida de información se observa ampliamente compensada con la simplificación realizada, ya que muchas relaciones, como la vecindad entre puntos, es más evidente cuando éstos se dibujan sobre un plano que cuando se hace mediante una figura tridimensional que necesariamente debe ser dibujada en perspectiva.

2.1.4.2 PCA Recursivo [11]

Como primer paso se selecciona un bloque de datos para encontrar el modelo de componentes principales. Se debe normalizar el bloque de datos obtenidos, para ello se usa la siguiente ecuación:

$$b_k = \frac{1}{n_k} (X_k^0)^T \mathbf{1}_{n_1} \quad (2.34)$$

Donde $X_k^0 \in \mathbf{R}^{n_1 \times m}$ es decir, el bloque de datos para el modelo:

$$X_k = (X_k^0 - 1_{n_1} b_k^T) \Sigma_k^{-1} \quad (2.35)$$

Donde Σ_k es la diagonalización de la matriz de desviaciones estándar del bloque de datos.

Una vez normalizados los datos se encuentra la matriz de correlación inicial.

$$R_k = \frac{1}{n_1 - 1} X_k^T X_k \quad (2.36)$$

Una vez que se que obtiene las matrices iniciales, se aplica las ecuaciones que permiten que el sistema sea recursivo.

Luego se obtiene un nuevo bloque de datos.

$$X_{n_{k+1}}^0 \in \mathbf{R}^{1 \times m} \quad (2.37)$$

Las ecuaciones recursivas del método son:

$$b_{k+1} = \mu b_k + (1 - \mu) \frac{1}{n_{k+1}} (X_{n_{k+1}}^0)^T 1_{n_{k+1}} \quad (2.38)$$

$$\sigma_{k+1 \rightarrow i}^2 = \mu(\sigma_{k \rightarrow i}^2 + \Delta b_{k+1}^2(i)) + (1 - \mu) \frac{1}{n_{k+1}} \quad (2.39)$$

$$X_{n_{k+1}} = (X_{n_{k+1}}^0 - 1_{n_1} b_{k+1}^T) \Sigma_{k+1}^{-1} \quad (2.40)$$

$$\Sigma_{k+1} = \text{diag}(\sigma_{k+1}) \quad (2.41)$$

$$R_{k+1} = \mu \Sigma_{k+1}^{-1} (\Sigma_k R_k \Sigma_k + \Delta b_{k+1} \Delta b_{k+1}^T) \Sigma_{k+1}^{-1} + (1 - \mu) \frac{1}{n_{k+1}} X_{n_{k+1}}^T X_{n_{k+1}} \quad (2.42)$$

Los nuevos valores encontrados para las ecuaciones recursivas, será el nuevo modelo inicial para repetir el análisis.

$$\begin{aligned} b_k &= b_{k+1} \\ R_k &= R_{k+1} \\ \Sigma_k &= \Sigma_{k+1} \end{aligned}$$

$$X_{k+1}^0 = \begin{bmatrix} X_k^0(n+1, i) \\ X_{n_{k+1}}^0 \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

$$X_k^0 = X_{k+1}^0 \quad (2.44)$$

2.1.4.3 Descomposición a valores singulares [12]

Los valores singulares nacen por la necesidad en la geometría del siglo XIX de reducir una forma cuadrática a una forma diagonal mediante cambios de base ortogonales. La primera contribución en este intento fue por parte de Eugene Beltrami. Beltrami inicia con una forma bilineal $f(x, y) = x^T A y$, donde $A \in \mathbb{R}^n$ y demuestra que existen matrices ortogonales Q_1, Q_2 de orden $n \times n$, tal que:

$$Q_1^T A Q_2 = \Sigma = \text{Diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n)$$

Beltrami propone la descomposición anterior cuando los elementos diagonales son distintos entre sí, por lo tanto, se puede decir que Beltrami es el descubridor del teorema de descomposición en valores singulares (SVD).

Con ayuda del teorema SVD se puede encontrar la matriz diagonal S , la matriz unitaria U y la matriz de vectores propios V a partir de la matriz de correlación R , lo cual es necesario para determinar el número de componentes principales.

$$SDV(R) \rightarrow U, S, V$$

2.1.4.4 Determinación del número de componentes principales [13]

Es comúnmente aceptado y teóricamente justificado que una parte del espacio de Componentes Principales corresponde a una gran cantidad de valores singulares que describen en su totalidad las variaciones y el funcionamiento del proceso, y

que otra parte del espacio de Componentes Principales corresponde a una pequeña cantidad de valores singulares que describen el ruido randómico.

Para determinar el número de componentes principales existen varios métodos:

1. Test de varianza de porcentaje;
2. Test scree;
3. Análisis en paralelo;
4. Método Estadístico PRESS;

Test de varianza de porcentaje: Determina el número de componentes principales a calculando el menor número de vectores propios necesario para explicar un porcentaje mínimo específico del total de la varianza. Cabe recalcar que la varianza asociada con el vector propio i^{th} es igual al cuadrado de los valores singulares σ_i^2 .

Debido a que este porcentaje mínimo es escogido arbitrariamente, éste debe ser tan pequeño o tan grande para aplicaciones particulares.

Test scree: Asume que la varianza σ_i^2 correspondiente al ruido randómico forma un perfil lineal. El número de componentes principales a se determina mediante la localización del valor de σ_i^2 donde el perfil no es tan lineal. La identificación de esta interrupción de la linealidad puede ser ambigua y por lo tanto este método dificulta la automatización. Es especialmente ambiguo cuando varias interrupciones de la linealidad se producen en el perfil.

Análisis paralelo: Determina el número de componentes principales mediante la comparación del perfil de la varianza con la obtenida asumiendo variables independientes de observación.

La reducción de orden es determinada en el punto donde ambos perfiles se cruzan.

Método estadístico PRESS: Es la predicción residual de la suma de cuadrados estadísticos que, usando la validación de cruce, permite determinar el número de componentes principales.

$$PRESS(i) = \frac{1}{mn} \|X - \hat{X}\|_F^2$$

Donde i es el número de vectores propios retenidos para calcular \hat{X} y $\|\cdot\|_F$ es la norma de Frobenius (la raíz cuadrada de la suma de cuadrados de todos los elementos).

Existen éstos y muchos otros métodos para determinar el número de componentes principales, sin embargo, no todos son aplicables para el análisis de componentes principales recursivo (RPCA), ya que en estos métodos los datos anteriores no son representativos en el proceso.

Por lo que en este proyecto se usó la Varianza de Porcentaje Acumulativo (CPV) que es la medida de varianza porcentual capturada en las primeras componentes principales.

Este cálculo se lo hace mediante la fórmula:

$$CPV(l_k) = \frac{\sum_{j=1}^{l_k} \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} 100\% \quad (2.45)$$

Donde,

$\sum_{j=1}^{l_k} \lambda_j$ es la sumatoria hasta el instante k de la diagonalización de la matriz diagonal S (matriz que se encuentra al aplicar el teorema SVD en la matriz residual R).

$\sum_{j=1}^m \lambda_j$ es la sumatoria total de la diagonalización de la matriz diagonal S .

El número de componentes principales PC se escogen cuando el CPV pasa el límite del 95%.

2.2 APLICACIONES DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE PROCESOS [13]

En los procesos industriales se ha dado un gran impulso por producir productos de una alta calidad, reducir la tasa de productos con falla de fábrica y satisfacer las estrictas normas de seguridad ambiental. Para cumplir con los estándares más altos de calidad las industrias modernas tienen una gran cantidad de variables operando en control automático de lazo cerrado.

Los controles automáticos clásicos de procesos (PID, controlador predictivo, etc.) están diseñados para mantener en operación el proceso, compensando las perturbaciones y cambios en el proceso, pero los controles automáticos clásicos no pueden manejar apropiadamente algunos de estos cambios y perturbaciones del proceso, y cuando ocurren son llamados fallas del proceso.

Los tipos de falla que ocurren en los procesos industriales incluyen cambios en los parámetros del proceso, problemas en los actuadores y problemas en los sensores.

Para garantizar que las operaciones del proceso cumplan satisfactoriamente las especificaciones de rendimiento, las fallas deben ser detectadas, diagnosticadas y eliminadas. Estas tareas son encargadas al monitoreo del proceso que por sí solo no lo puede hacer debido a la gran cantidad de variables que se manejan en un proceso industrial, pero con ayuda del análisis estadístico de procesos se hace posible cumplir estas tareas.

2.2.1 DETECCIÓN DE FALLAS

La detección de fallas consiste en determinar si ha ocurrido un problema en el proceso, ya que si una falla es detectada tempranamente puede proporcionar una advertencia muy importante para de esta manera poder tomar las medidas adecuadas que eviten problemas graves del proceso.

El objetivo principal de un sistema estadístico de detección de fallas es que sea robusto, sensible a todas las posibles fallas de proceso y rápido para la detección de las mismas.

Uno de los métodos estadísticos para detectar las fallas y que será utilizado en esta tesis es la estadística Hotelling T^2 la cual es usada en procesos multivariantes.

Hotelling T^2 puede ser calculado directamente con la siguiente ecuación:

$$T^2 = x^T P \Sigma_a^{-2} P^T x \quad (2.46)$$

donde P es la matriz que incluye los vectores propios, asociada con los valores singulares más altos α , Σ_a contiene las primeras α filas y columnas de Σ ; y x es un vector observador de dimensión m .

Dado un número de vectores propios α , incluidos en la ecuación 2.46, el umbral puede ser calculado para T^2 utilizando la distribución de probabilidad:

$$T_\alpha^2 = \frac{(n^2-1)a}{n(n-a)} F_\alpha(a, n-a) \quad (2.47)$$

donde $F_\alpha(a, n-a)$ es el punto crítico superior al $100\alpha\%$ de la distribución F con α y $n-a$ grados de libertad. Un valor de Hotelling T^2 (ecuación 2.46) mayor que el umbral dado por la ecuación 2.47 indica que ha ocurrido una falla. La porción del espacio de medida que representan los $m-a$ valores singulares más bajos puede ser controlada mediante el uso de la Q estadística.

$$Q = r^T r, \quad r = (I - PP^T)x, \quad (2.48)$$

donde r es el vector de residuos. Dado que Q estadística no mide directamente las variaciones a lo largo de cada vector propio, pero las medidas de la suma total de las variaciones en el espacio corresponden a los $m - \alpha$ valores singulares más bajos, el Q estadístico no sufre una sobre-sensibilidad a los errores en los valores singulares más bajos.

El umbral de la estadística Q se puede calcular a partir de su distribución aproximada

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[\frac{C_\alpha (2\theta_2 h_0^2)^{1/2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{1/h_0} \quad (2.49)$$

Donde,

$\theta_i = \sum_{j=a+1}^n \sigma_j^{2i}$, $h_0 = 1 - (2\theta_1 \theta_3) / (3\theta_2^2)$ y C_α es la desviación normal correspondiente al percentil un superior $(1 - \alpha)$.

2.2.2 DIAGNÓSTICO DE FALLAS [13]

Una vez detectada la falla con los métodos estadísticos Hotelling T^2 y Q squared prediction error el paso siguiente es el diagnóstico de la falla.

Diagnosticar la falla es determinar la causa que ocasiona que el proceso salga de control. La tarea de diagnosticar la falla puede ser bastante difícil cuando existe un gran número de variables del proceso. Además muchas de las variables pueden salirse de su *set-point* por corto tiempo cuando se produce el fallo debido a que el lazo de control regresa la medida de la variable a su *set-point* normal aunque el problema persista. Esto puede ocultar la falla, por lo que es difícil para un algoritmo automático diagnosticarla.

El objetivo de diagnosticar la falla es determinar cuál variable es la más relevante, la que ocasiona el problema y así ayudar al operador de la planta y/o ingeniero a centrarse en el subsistema donde se produjo la falla, y de esta manera reducir el tiempo para recuperar el control del sistema.

Varios investigadores han propuesto técnicas para utilizar el análisis de componentes principales para el diagnóstico de fallas. Uno de los métodos es el de la matriz de contribuciones, este método está basado en cuantificar la contribución de cada variable al proceso en el momento de la falla.

Para encontrar la matriz de contribuciones se debe seguir los siguientes pasos:

1.- Calcular la contribución de cada variable X_j en el momento que el sistema esta fuera de control t_i .

$$cont_{i,j} = \frac{t_i}{\sigma_i^2} p_{i,j} (X_j - \mu_j)$$

donde $p_{i,j}$ son los elementos de la matriz de valores propios de P .

2.- Cuando $cont_{i,j}$ es negativo, el resultado es 0.

3.- Calcular el total de las contribuciones.

$$CONT_j = \sum_{i=1}^r (cont_{i,j})$$

4.- Graficar la matriz $CONT_j$ para m variables.

Como se verá en el capítulo 5, después de realizar algunas pruebas con la ecuación de contribuciones, se encontró que el algoritmo no es confiable para determinar qué variable es la que más aporta para la falla. Se determinó que la matriz de contribuciones indica algunas variables que la ocasionan pero después de analizar dichas variables, éstas no presentan ningún cambio importante en sus valores que pudieran ocasionar una falla en el proceso.

Por esta razón, se buscó otro método para identificar la falla, luego de un análisis de los posibles algoritmos y de realizar algunas pruebas se determinó que la mejor manera es usar simplemente la matriz normalizada de la muestra de datos a ser analizados. Esta matriz de orden $1 \times n$ donde n es el número de variables que indica claramente qué variable es la que se está alejando de su punto de funcionamiento normal e indicando así cuales son las que contribuyen en la falla del proceso.

La ecuación que se utiliza para normalizar la muestra de datos a analizar es:

$$X_{n_{k+1}} = (X_{n_{k+1}}^0 - 1_{n_1} b_{k+1}^T) \Sigma_{k+1}^{-1}$$

$X_{n_{k+1}}^0$ es la muestra de datos a analizar

$$b_{k+1} = \mu b_k + (1 - \mu) \frac{1}{n_{k+1}} (X_{n_{k+1}}^0)^T 1_{n_{k+1}} \quad \text{es la media de la muestra a analizar.}$$

Σ_{k+1}^{-1} es la desviación estándar de la muestra a analizar.

Debido a que la matriz normalizada de la muestra a analizar contiene valores positivos y negativos, se realiza la multiplicación por sí misma para obtener solo valores positivos que sean mostrados en un gráfico de barras, por lo tanto la ecuación queda de la siguiente manera:

$$CONT = X_{n_{k+1}} * X_{n_{k+1}} \quad (2.50)$$

2.2.3 ANTICIPACIÓN DE FALLAS

La forma de anticiparse a una falla es con la ayuda de los métodos estadísticos Hotelling T^2 y Q squared prediction error los cuales pueden ser implementados en una interfaz en el cuarto de control donde el operador pueda ver las gráficas de estabilidad de dichos métodos T^2 y Q en tiempo real, así como los límites de estabilidad de cada método.

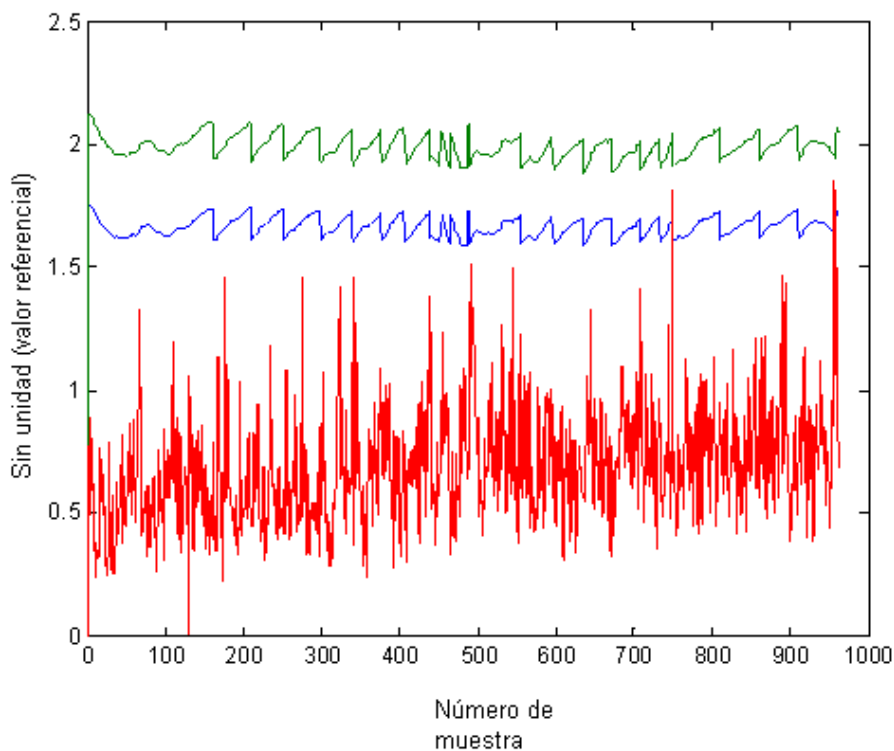


Figura 2.1 Gráfico de estabilidad

El operador con esta interfaz (Figura 2.1) podrá darse cuenta cuando el sistema está teniendo un comportamiento fuera de lo normal y con ayuda de las gráficas de contribución (Figura 2.2) tomar las acciones correspondientes para anticiparse a una falla.

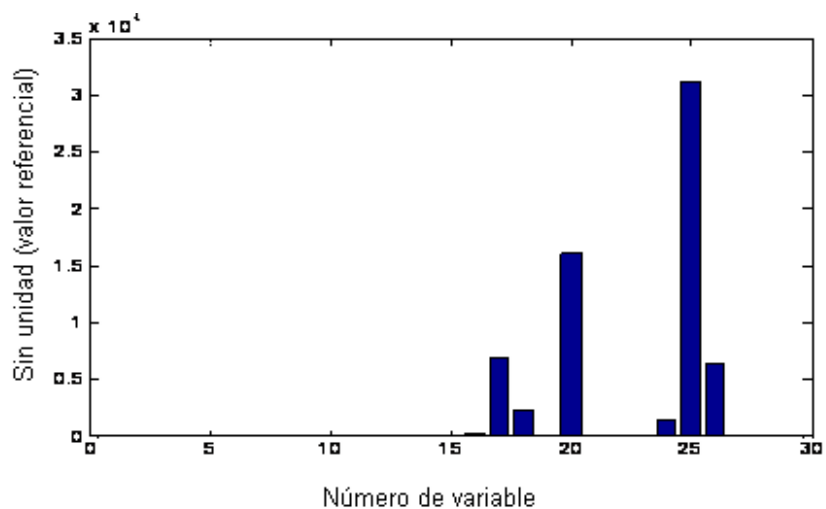


Figura 2.2 Barras de confiabilidad en la muestra

Dependiendo del tipo de falla y de la velocidad con que se produzca, puede suceder que el operador no tenga el tiempo suficiente para tomar las acciones correspondientes en los actuadores para evitar la falla, incluso las decisiones que tome el operador dependerá de su experiencia, las cuales podrían ser erróneas.

Para esto existe la posibilidad de implementar un sistema de redes neuronales (este alcance no será tomado en esta tesis) que, con ayuda del análisis de componentes principales, los métodos de detección y diagnóstico de fallas, podrá tomar acciones mucho más rápido en los actuadores de la planta y así evitar la falla.

El sistema de redes neuronales tiene la capacidad de aprender por si solo con la experiencia, por lo tanto, el sistema cada vez tomará las acciones más acertadas para solucionar la posible falla.

CAPÍTULO 3

DESCRIPCIÓN DETALLADA DE LA PLANTA Y PROCESOS DE ESTUDIO

3.1 CONFIGURACIÓN DE PLANTA Y EQUIPOS PRINCIPALES

La planta de generación a vapor está constituida básicamente por los componentes del ciclo agua-vapor, que es un proceso conocido como “Ciclo Rankine”, donde se aprovecha la energía suministrada por el combustible para que en una serie de intercambios térmicos, finalmente se realice el trabajo en la turbina para la correspondiente generación eléctrica.

Mediante la quema de un combustible en una caldera de alta presión se evapora el agua, este vapor es llevado a unas turbinas axiales donde se expande para generar trabajo mecánico en su eje, el mismo que está acoplado a un generador para producir electricidad. El vapor de baja presión que proviene de la turbina es enviado a un condensador, donde el vapor cambia al estado líquido, el líquido es enviado al desaireador para luego ser introducido en la caldera mediante un conjunto de bombas, cerrando así el ciclo.

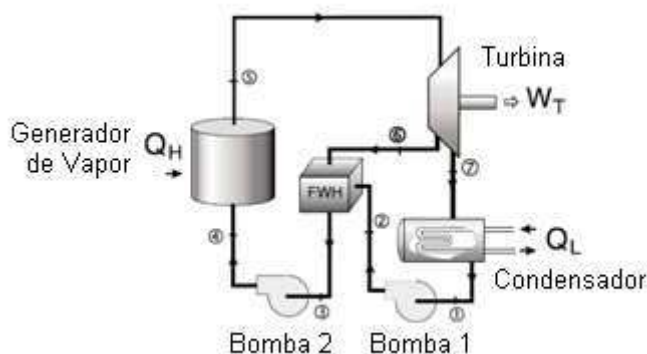


Figura 3.1 Ciclo Rankine [14]

3.1.1 ESQUEMA GENERAL DE LA PLANTA [14]

La planta está conformada por dos calderas de combustible dual, diseñadas para utilizar gas o crudo como combustible principal o en combinación, con otro como complementario. Las calderas alimentan un cabezal principal de vapor, el mismo que a su vez alimenta dos turbinas de 6.000 kWe las cuales dan servicio eléctrico a sus clientes.

El vapor saliente de las turbinas ingresa a dos condensadores independientes donde cambia a estado líquido mediante un sistema de vacío con eyectores de vapor, aquí se utiliza agua fría proveniente de la torre de enfriamiento. El vacío es creado a través de la condensación espontánea del vapor, lo cual genera una reducción del volumen del agua y genera por lo tanto un vacío. Los eyectores son principalmente utilizados para extraer los gases incondensables y mantener el vacío.

El vapor, ahora en estado líquido, es bombeado a un desaireador común donde se remueven los gases disueltos del agua para reducir la corrosividad. En el desaireador además, se repone la pérdida de agua provocada en el proceso. El agua de reposición proviene de tres pozos que después de pasar por el sistema de tratamiento ingresa al desaireador.

El proceso se muestra en la Figura 3.2:

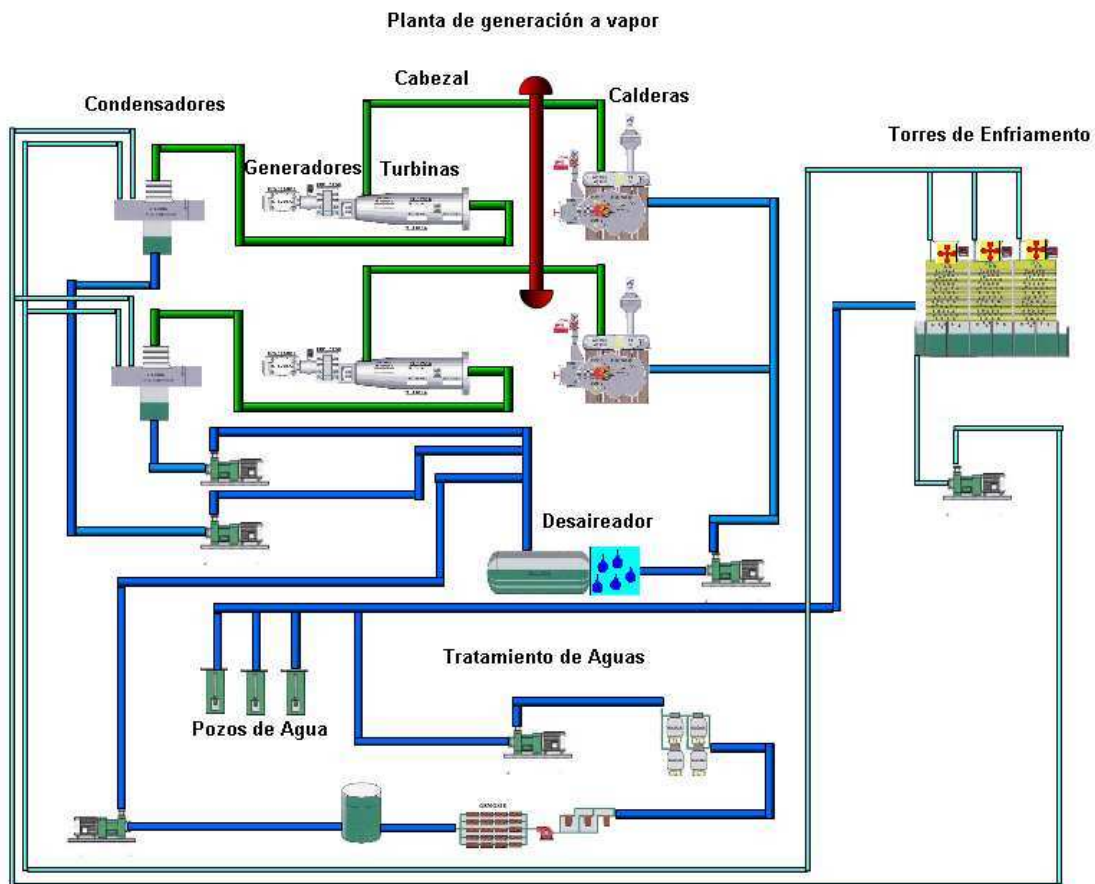


Figura 3.2 Planta de generación a vapor

3.1.2 SISTEMAS DE LA PLANTA

Se pueden enumerar los siguientes sistemas principales:

1. Sistema de alimentación de agua: Está conformado por bombas de agua de reposición o “make-up”, un desaireador, un tanque de almacenamiento, bombas de alta presión y la alimentación de agua a calderas.
2. Sistema de generación de vapor-Calderas: Está conformado por el economizador, un generador de vapor y un sobrecalentador.
3. Sistema de turbina de vapor: Está conformado por la turbina, un condensador y un reductor de velocidad.

4. Sistema de condensados: Conformado por condensador, bombas de condensado y al sistema de vacío (con eyectores de vapor).
5. Sistema de suministro de combustibles: Formado por combustible líquido (diesel y crudo) y gas combustible (mezcla de gas rico y gas pobre).
6. Sistema de enfriamiento: Formado por una torre de agua de tres celdas con circulación forzada de aire, bombas principales de circulación 3 x 50% y bombas auxiliares de enfriamiento.
7. Captación y tratamiento de agua: Conformado por bombas de pozo, un tanque en concreto de recibo y acondicionamiento del agua cruda / clarificador / tanque de almacenamiento del agua clarificada, una planta de tratamiento de agua de calderas (sistema de ósmosis inversa), un tanque metálico para almacenamiento de agua desmineralizada, bombas de agua de la planta de tratamiento, un sistema de control automático de la planta de tratamiento.
8. Sistema de aire de instrumentos: Conformado por un compresor, un tanque pulmón y un sistema de filtrado, secado y regulación de presión aire de instrumentos (2 trenes).
9. Sistema de purgas y drenajes: Formado por tanque de purga continua, un tanque de purga intermitente o "blowdown", un pit de drenajes y un sistema de bombeo al CPF.
10. Sistemas de dosificación de químicos.

3.1.3 EQUIPOS PRINCIPALES

Dos calderas de vapor, cada una tiene una capacidad máxima continua de 70.000 lb/h de vapor sobrecalentado a 625 psig y $760 \pm 10^\circ\text{F}$, cada caldera está diseñada para quemar gas pobre, crudo o mezcla de gases como combustible. Las

calderas son acuotubulares con un sobrecalentador y un economizador. Cada caldera tendrá su propio sistema de manejo de quemadores (CCSI) con características especiales de control de bajo exceso de aire (%O₂), NO_x, SO₂ y CO.

Dos turbinas de vapor de escape axial, cada una de 6.000 kWe de capacidad máxima continua, medida en los bornes del generador.

Dos generadores eléctricos de 13.8 kV y 60 Hz, y un sistema de enfriamiento con aire/agua.

Dos sistemas de condensación y vacío, uno por cada turbina.

Un sistema de agua de alimentación, que incluye dos bombas de agua de reposición o “make up” desde el tanque de almacenamiento.

Un desaireador y tanque de agua de alimentación común para ambas unidades, tres bombas de alimentación de agua a calderas, cada una del 50% de la capacidad del agua requerida por las dos calderas.

Un sistema principal de agua para enfriamiento, que comprende una torre de enfriamiento húmeda de 3 celdas con flujos de aire y agua en contra-flujo, una piscina común de agua en la parte inferior con tres bombas de circulación de agua de enfriamiento cada una del 50% de la capacidad total del agua de enfriamiento requerida.

Un sistema de aire comprimido comprendido por dos sistemas, uno de ellos de reserva, cada uno con compresores de motor eléctrico con sistemas de filtros, secador de aire tipo refrigeración, control automático inteligente y tanque pulmón de acero. Produce el aire seco requerido para los instrumentos con una presión entre 7 y 8.6 barg (100 y 125 psig).

Un sistema de aire de servicios y enfriamiento que comprende: un compresor con motor eléctrico, un tanque pulmón de acero y un sistema de dos válvulas de regulación de presión para suministro de aire de enfriamiento a las calderas a 20 psig.

1. - Caldera

El sistema de generación de vapor está compuesto por dos calderas tipo paquete, acuotubulares de circulación natural y tiro forzado, tipo "D", diseñadas para quemar gas de bajo poder calorífico y/o crudo, para generar 70.000 lb/h de vapor sobrecalentado a 625 psig y $760 \pm 10^{\circ}\text{F}$, recibiendo agua de alimentación a 265°F .

En estas calderas se logra una circulación natural del agua y vapor, el mismo que circula por los tubos de las paredes de agua de la caldera, el agua de alimentación va desde el domo superior hasta los cabezales inferiores de las paredes de agua, donde se calienta y evapora. Este vapor generado es entregado al domo superior desde los cabezales superiores de las paredes.

La caldera de vapor, está constituida de las siguientes partes principales:

Economizador

El Economizador tiene como función calentar el agua de alimentación antes de que ingrese a la caldera. Este banco de tubos está ubicado en el paso posterior de la caldera, recibe los gases menos calientes que vienen del sobrecalentador y por convección calienta el agua que viene de las bombas de alimentación, antes de que ésta ingrese al domo de vapor de la caldera. Los gases de combustión que salen del economizador, salen al exterior a través de la chimenea de la caldera, la cual estará montada sobre la estructura de soporte del economizador.

Entre las bombas de agua de alimentación y el economizador se instala, a nivel del piso de operación de la caldera, la válvula de control de agua de alimentación, la cual tiene una válvula manual de desvío que se utiliza en operaciones de llenado manual de la caldera.

Paredes de agua

Son las paredes verticales de tubos unidos longitudinalmente entre sí por sus aletas laterales, que forman el recinto cerrado y hermético del hogar de la caldera. Cada pared tiene un cabezal inferior y un cabezal superior (domo).

Los cabezales inferiores reciben agua desde el domo de vapor, a través del domo de lodos, y los cabezales superiores entregan al domo de vapor el vapor saturado generado en las paredes. La evaporación del agua contenida en los tubos de las paredes ocurre por la transferencia de calor por radiación, entre la bola de fuego creada en el interior de la caldera, por la combustión del gas o crudo inyectado por los quemadores y la superficie de las paredes de tubos llenas de agua del hogar.

Domo de vapor

Está ubicado en la parte superior de la caldera y es destinado a mantener el nivel de agua, el punto de separación y el secado del vapor generado. Recibe agua desde las bombas de alimentación, después de pasar por el economizador. A través de él se establece la circulación natural de la caldera por medio de tubos bajantes que salen de su parte inferior, alimenta con agua al domo inferior y desde éstos, a los cabezales inferiores de las paredes del hogar. El agua recibe calor en las paredes y circula hacia los cabezales superiores llevando el vapor húmedo generado en ellas, y desde allí pasa al tambor donde ingresa a través de unos baffles o separadores primarios, los mismos que separan el agua y el vapor. El vapor se acumula en la parte superior del domo, de donde sale hacia el primer paso del sobrecalentador de vapor ubicado en la sección posterior (de convección) del banco de tubos de la caldera. Antes de salir del domo, el vapor

debe pasar por el sistema de purificación o internos del domo, donde unos secadores de canal retiran las “gotas” de agua que acompañan al vapor en el proceso de formación durante su circulación en los tubos “evaporadores” de la caldera.

Los sólidos en suspensión presentes en la superficie del agua de este domo se retiran con ayuda del sistema de purga continua, por medio de un tubo perforado que tiene en el exterior una válvula con regulación manual de la cantidad de purga. Esta purga se envía hacia el tanque de “flasheo”, donde por el cambio de presión se evapora y separa el vapor que se recupera y se envía al desaireador y el agua caliente se envía al sistema de purga intermitente.

Domo de lodos

Está ubicado en la parte inferior de la caldera, recibe agua desde el domo de vapor por medio de unos tubos bajantes y alimenta a los cabezales inferiores de las paredes de agua de la caldera. Desde este domo se retiran frecuentemente los sólidos pesados sedimentados (lodos) del agua de caldera y/o materiales de desgaste de la caldera por medio de un tubo ubicado en la parte inferior del mismo, los cuales se envían a un tanque de “flasheo” ubicado en el exterior de la caldera (sistema de purga intermitente).

Sobrecalentador

Los gases de combustión salen a alta temperatura del interior de la caldera hacia una sección lateral y separada de ésta, donde, por convección, transfieren calor a los serpentines de los sobrecalentadores.

En estos serpentines se sobrecalienta el vapor saturado, en dos etapas. La etapa final entrega el vapor a condiciones constantes de temperatura gracias a que el vapor que sale de la primera etapa es atemperado, por inyección de agua al conducto que une la salida del primer banco con la entrada al segundo banco del sobrecalentador. La temperatura del vapor de salida de la caldera se mantiene

constante en un valor de $760 \pm 10^{\circ}\text{F}$ en el rango de operación entre el 60% y 100% de la carga.

El sistema de atemperación utiliza agua de alimentación tomada del cabezal de descarga de las bombas.

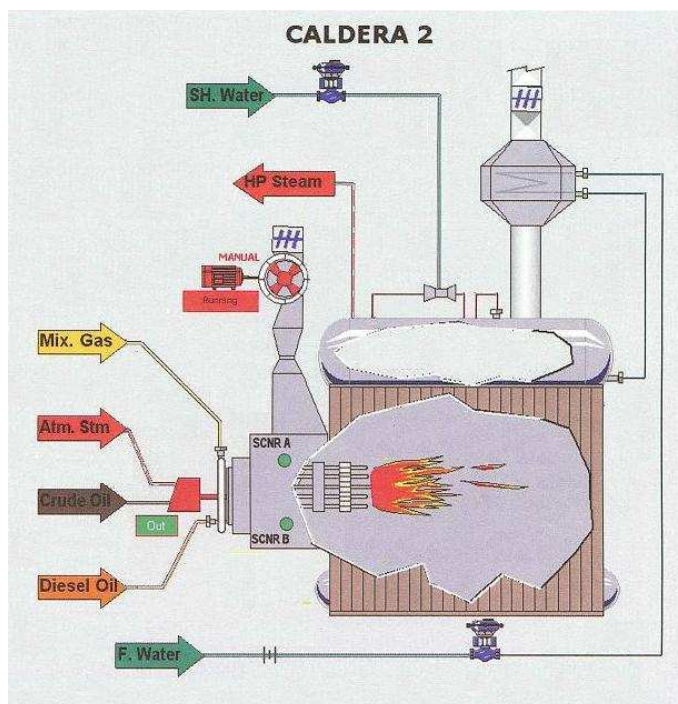


Figura 3.3 Caldera.

2.-Turbina

La turbina de vapor de los turbo-generadores es de tipo condensación, sin extracciones, con seis etapas de impulso y escape axial hacia un condensador de superficie. Gira a 7.860 rpm y cuenta con un gobernador electro-hidráulico para control de su velocidad.

El sistema turbogenerador cuenta con el siguiente sistema auxiliar:

Admisión y control de flujo de vapor a la turbina

La turbina recibe el vapor sobrecalentado a 600 psig y 750°F, desde el cabezal a través de una línea de tubería de 8" de diámetro. Esta línea tiene válvula de corte manual, medidor de flujo de vapor, salida para el vapor de sello, soportes variables para mantener libre de esfuerzos la conexión de entrada de vapor de la turbina.

El control del flujo de vapor sobrecalentado a la turbina se realiza a través de las válvulas automáticas de cierre rápido y de regulación, la primera para cortar de inmediato el flujo de vapor a la turbina en caso de disparo, y la segunda para regular la cantidad de vapor admitido a la turbina para mantener constante su velocidad de rotación (válvula gobernadora).

Generador

El generador de las turbinas de vapor (es sincrónico, trifásico, de 13.8 kV a 60 Hz y 0.8 PF, de 7.500 kVA y 1800 rpm, enfriado por aire, protección IP44. Es accionado por la turbina de vapor a través de un reductor de velocidad de engranajes, de un solo tren de reducción de velocidad.

El generador cuenta con un enfriador de aire el cual usa agua de la torre de enfriamiento para mantener la refrigeración del generador.

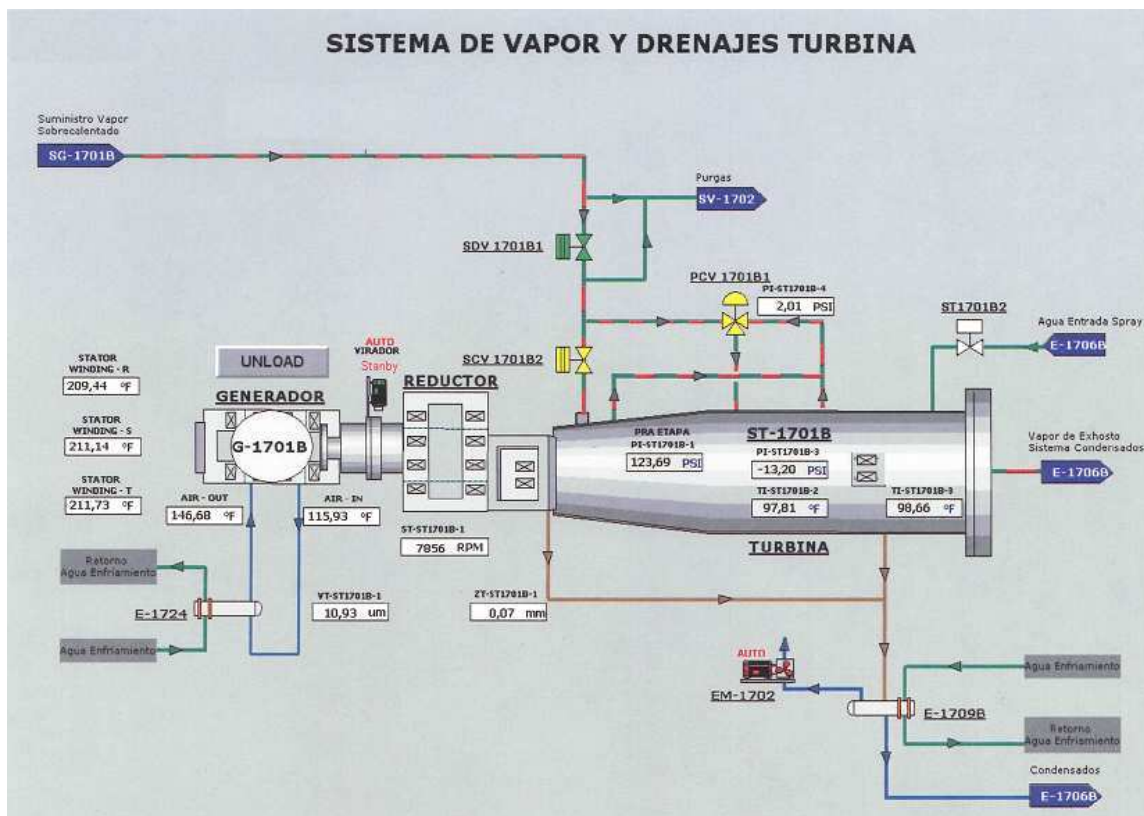


Figura 3.4 Turbina

3.- Sistema de condensado

El vapor que sale de la turbina es enviado al condensador de superficie, donde es condensado para posteriormente bombearlo al sistema del desaireador y tanque de agua de alimentación de la caldera, manteniendo siempre un nivel predeterminado en el pozo caliente del condensador.

El sistema de condensación del vapor requiere para su operación que se establezca vacío en la salida de la turbina y por tanto, cuenta con todos los sistemas auxiliares requeridos para esta función (eyectores, condensación, válvulas de protección e instrumentación).

Condensador

El condensador de cada turbina de vapor es de tipo horizontal, de dos pasos de agua, cajas de agua en acero al carbón y tubos.

El vapor que sale de la turbina de vapor a 115°F y 1,47 psia entra al condensador por el lado de la carcasa donde cede el calor al agua de circulación que pasa por los tubos y de este modo pasa a fase líquida. Para lograr esta condensación se utiliza agua del sistema de circulación proveniente de la torre de agua de enfriamiento a 92°F en un circuito de dos pasos a través de 1.984 tubos de 19 mm de diámetro y 6.900 mm de longitud, de material admiralty.

Dispone de un pozo caliente en su parte inferior, con capacidad para almacenar el condensado producido en tres minutos y estará dotado de la instrumentación de supervisión y control de nivel respectivos. Este pozo posee suficiente volumen para asegurar la correcta operación de las bombas de condensado. Es utilizado para condensar la totalidad del vapor que sale de la turbina, opera a 1,47 psia de presión absoluta y 115°F, sin sub-enfriamiento del condensado. Se enfría con agua proveniente de la torre de enfriamiento húmeda.

Para el arranque (hogging), se dispone de un eyector de vacío, común para ambos condensadores.

Para la operación normal (holding), cada condensador dispone de dos eyectores de vapor en serie, provistos de un inter-condensador y un post-condensador enfriados por el condensado que descargan las bombas de condensado respectivas. El nivel del pozo caliente se mantiene constante por medio de una válvula de control de flujo de tres vías, situadas a la descarga de las bombas de condensado y condensadores de los eyectores.

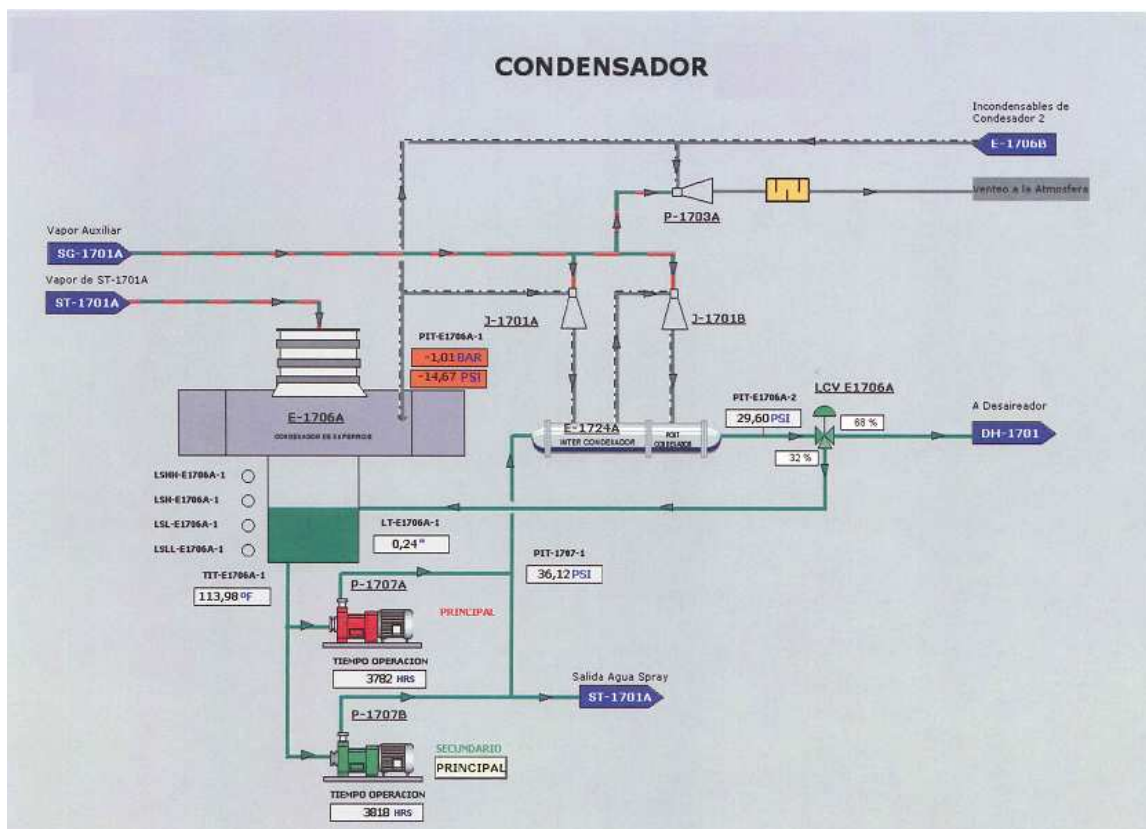


Figura 3.5 Condensador

4.- Agua de enfriamiento

El sistema de agua de circulación tiene como función principal suministrar el agua requerida para lograr el enfriamiento y condensación del vapor que sale de la turbina, con el fin de retornarlo como agua de alimentación de la planta de producción de vapor.

Este sistema también es utilizado para cubrir los requerimientos de enfriamiento de los sistemas auxiliares del turbo-generador, tales como: el enfriador de aceite de la turbina, el enfriamiento del aire que enfría al generador, el enfriamiento del condensador de vapor de sello y los toma muestras.

Este sistema está conformado por los siguientes equipos:

- Torres de enfriamiento.

- Bombas principales de agua de circulación.
- Bombas secundarias de enfriamiento turbogrupo.

Torres de enfriamiento

El sistema de agua de circulación toma agua de la piscina de la torre de enfriamiento conformada por tres celdas, donde cada una maneja 1/3 de la capacidad del sistema. Cada celda posee un ventilador de tiro inducido colocado en la parte superior de la misma, el cual obliga a pasar el aire fresco desde la parte inferior de la celda hacia el tope, permitiendo el enfriamiento del agua.

El agua de retorno tiene una temperatura promedio de 110°F cuando se mezcla el agua que sale de los condensadores, el agua que sale de los enfriadores de los generadores y el agua que proviene de los sistemas auxiliares del turbo-generador. Esta mezcla de agua entra por la parte superior de la torre de enfriamiento.

El agua cae a través de la torre y se enfría al entrar en contacto con el aire que circula en contra corriente a través de ella, logrando alcanzar una temperatura de 92°F.

La torre de enfriamiento húmeda, es de tiro mecánico inducido, de tres celdas, con relleno tipo “splash” y estructura de FRP. En esta torre el agua se enfría desde la temperatura de retorno de tales equipos (110°F) hasta la requerida por diseño del condensador (92°F).

El agua que cae a través de la torre es recogida en una piscina que se encuentra en la parte inferior de las celdas, desde donde succionan las bombas de agua de circulación.

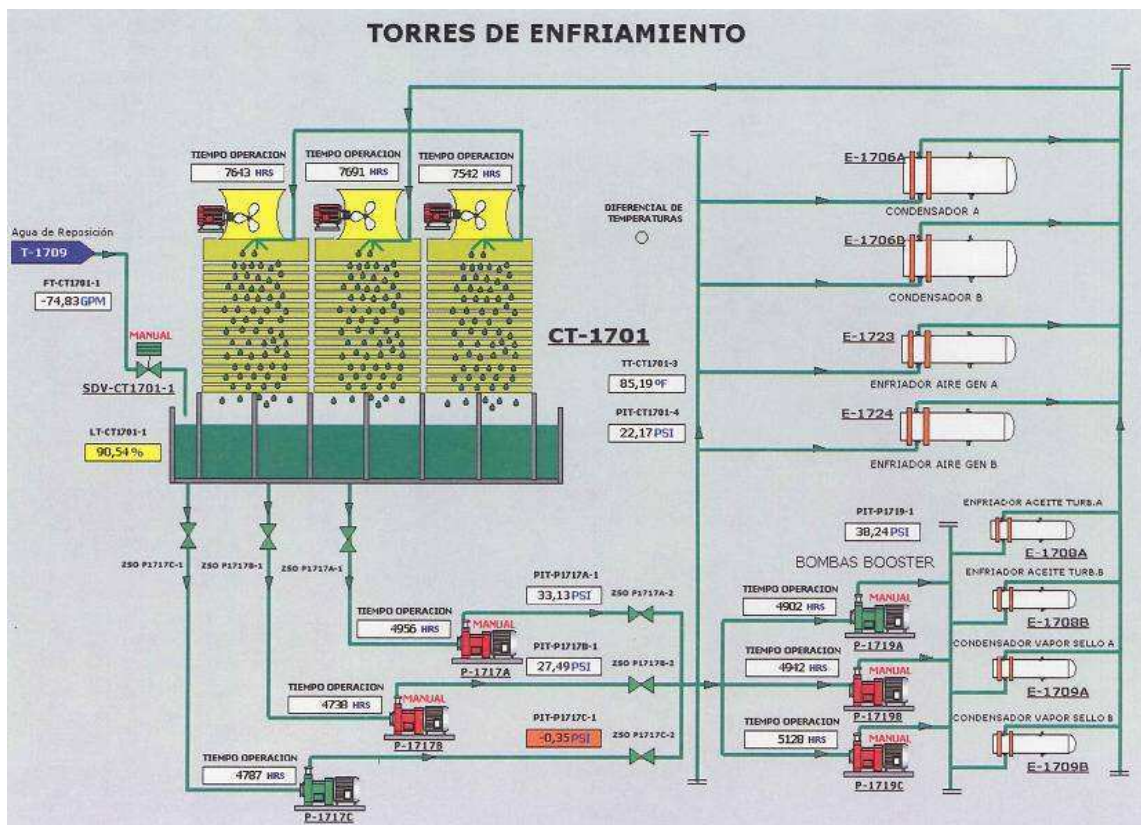


Figura 3.6 Torres de enfriamiento

5.- Captación y tratamiento de agua

La operación de la Planta de Generación demanda un consumo de agua de reposición continuo, resultante de la evaporación y purga de agua en la Torre de Enfriamiento, de las purgas continuas e intermitentes de la caldera, de la operación de sopladores de hollín y por la atomización de crudo en las Calderas de las Unidades turbo-vapor; y en menor cuantía, para reponer los consumos y pérdidas de agua de la operación del moto-generador a crudo, como la consumida en las separadoras centrífugas de crudo y aceite lubricante, el agua de lavado de los turbo-cargadores y el agua de reposición al sistema de enfriamiento, así como otros menores.

Este sistema de captación y tratamiento de agua está conformado por los siguientes equipos:

- Bombas de pozo profundo

- Tanque de concreto para pre-tratamiento de agua cruda – clarificador – almacenamiento de agua clarificada (volumen total 600 m³).
- Bombas de agua al clarificador.
- Unidad de clarificación.
- Bombas de agua clarificada a unidad de filtrado.
- Unidades de filtración con arena antracita, carbón activado (dos trenes).
- Unidad de ósmosis inversa que incluye micro filtros, bombas y control.
- Tanque de agua desmineralizada (volumen 33 m³ o 200 BIs).
- Bombas de agua desmineralizada (40 gpm).

Para captación del agua requerida, se dispone de tres bombas de pozo profundo, una dentro y dos en la vecindad a la Planta de Generación, de las cuales operan máximo dos, y se mantiene una de reserva, con rotación periódica para mantener la recuperación de los pozos.

Se dispone de un tanque de concreto para el pre-tratamiento del agua captada y almacenamiento de agua clarificada para la torre y el sistema de ósmosis. El primer compartimento recibe el agua cruda adicionándole los químicos necesarios para el acondicionamiento inicial de cloro y biocida. Si se requiere, de acuerdo con la calidad de agua, se dosifica químicos para la coagulación y floculación de las impurezas. El agua se transfiere al clarificador donde se termina el proceso de separación y remoción de sólidos. Las bombas de transferencia operan en forma coordinada con las bombas de captación desde los pozos para establecer un flujo de 50% (una bomba) o del 100% (dos bombas) y establecer los ajustes correspondientes en los sistemas de dosificación química.

El agua clarificada pasará por gravedad a la piscina de la Torre de Enfriamiento y mediante las bombas (una en funcionamiento y otra en espera).

La Planta de Ósmosis Inversa produce la calidad de agua desmineralizada requerida por las Calderas de Vapor, cuya presión de operación en el domo de vapor será del orden de 625 psig.

El agua permeada se almacena en un Tanque de Agua Desmineralizada, y desde aquí se envía al Desaireador el agua de reposición del ciclo térmico de las unidades turbo vapor, mediante las bombas centrífugas (de las cuales una permanece de respaldo).

El suministro de Agua de Servicio y Agua Potable para la Planta de Generación se atiende mediante las conexiones previstas con los sistemas respectivos de la planta receptora.

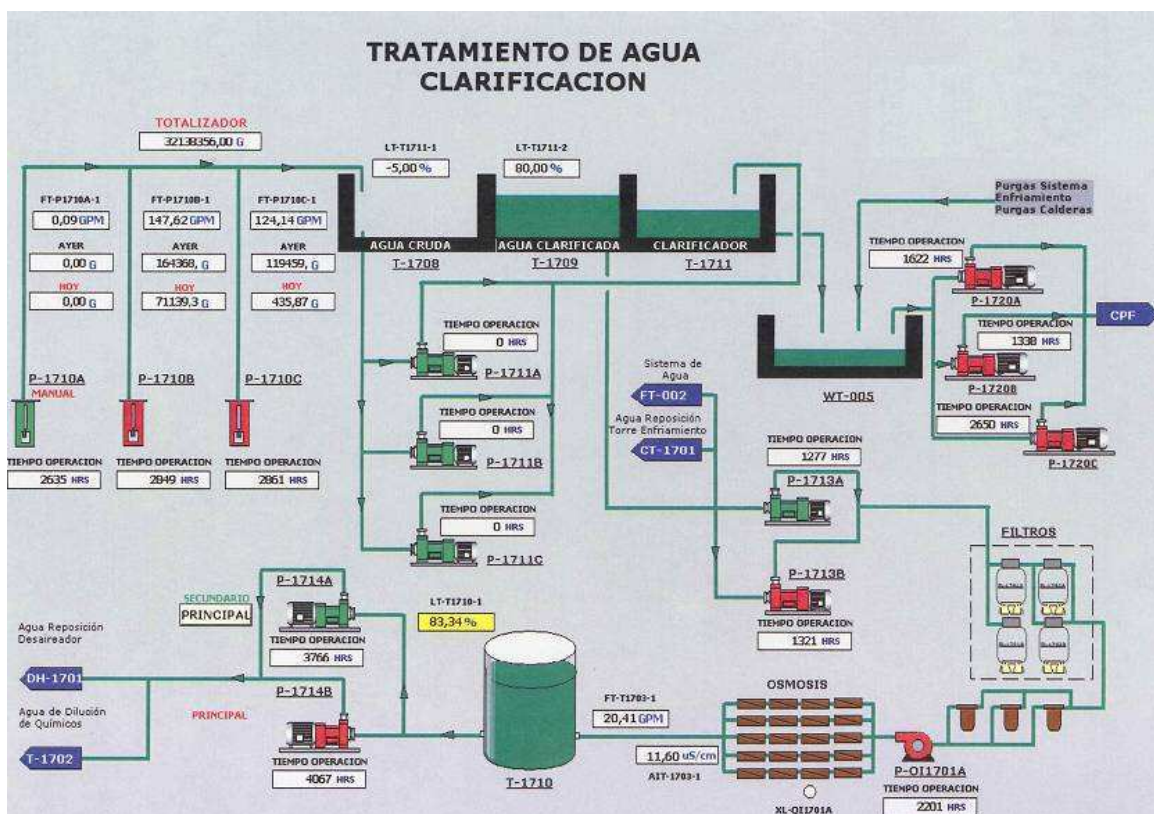


Figura 3.7 Tratamiento de Agua

6.- Vapor principal

El vapor para las turbinas debe mantenerse siempre en las condiciones ideales para el trabajo a realizar. Estas condiciones son la presión y la temperatura constante. El vapor de las calderas se lleva a un cabezal principal donde se distribuye a las turbinas y al cabezal de vapor auxiliar. Este cabezal de vapor “vivo” siempre se encuentra en “línea”, es decir, en servicio, pues se puede sacar una caldera o una turbina de servicio para mantenimiento, sin interferir la

generación, pero el cabezal no se podrá sacar de servicio sin quitar toda la generación del turbogrupa.

El control de la presión de este cabezal es esencial y tiene un esquema de “Caldera Sigue” que se conoce como “Control Maestro de Presión” cuyo algoritmo se configura en el control central de la planta CCP. La salida del control maestro es la “demanda” para el control de combustión de las calderas, esto permitirá el cambio requerido en la generación de vapor en la misma rata de variación que requiere la turbina para responder a la demanda de carga del sistema eléctrico.

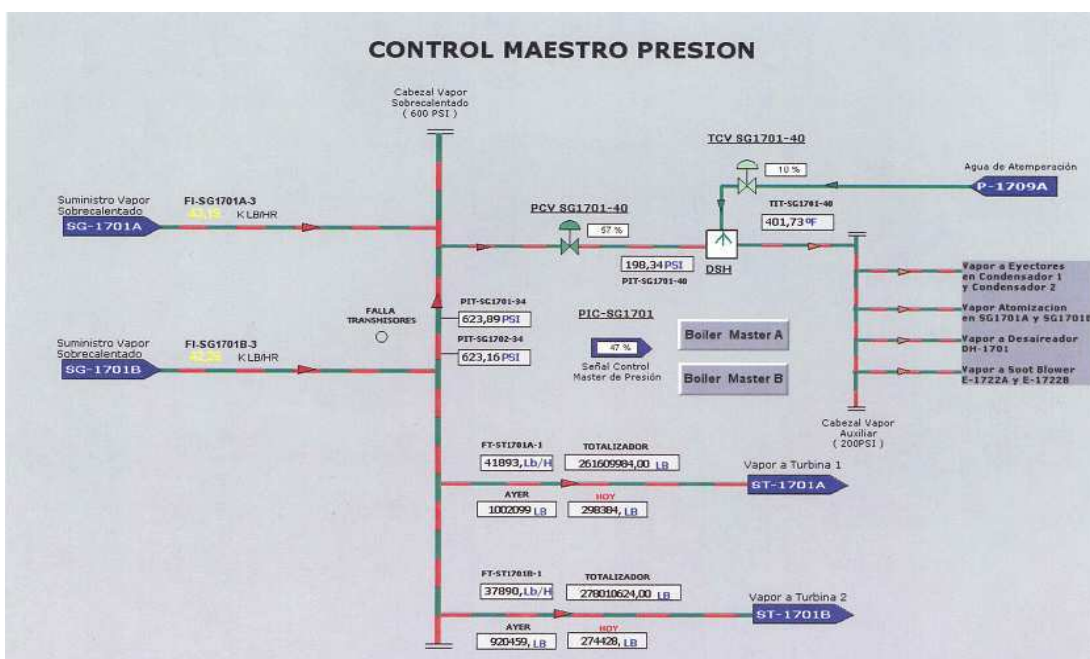


Figura 3.8 Cabezal de Presión

7.- Desaireador

El desaireador tiene como función desgasificar el agua de reposición al ciclo térmico de las unidades turbo-vapor (de gases disueltos no condensables, como aire, O₂, CO₂ y otros), y también calentar el condensado que recibe desde los condensadores de las turbinas que está a una temperatura de 115°F aproximadamente, y alcanzar una temperatura del agua de alimentación de 265°F que es lo que requieren las calderas en la entrada al economizador (para

evitar condensación de los gases de combustión sobre el banco de tubos) y almacenar agua de alimentación hasta una capacidad mínima de 10 minutos de reserva al 100% de carga.

El condensado entra al tanque del desaireador junto con el agua de “make up”, ahí se atomiza entrando en contracorriente con el vapor que lo calienta a la temperatura de saturación correspondiente a la presión de operación del mismo. Como parte de este proceso gran parte del vapor es condensado, sin embargo, una pequeña porción queda en fase gaseosa, la misma que es ventada junto con los gases no condensables y el oxígeno hacia la atmósfera, logrando así remover gran parte de los gases de la corriente de agua de alimentación a las calderas.

Las condiciones generales de diseño del tanque desaireador se resumen en tipo spray, presurizado, horizontal; capacidad de desaireación de 140.000 lb/h; capacidad de almacenamiento 3.000 gal u 11 minutos; oxígeno disuelto máximo de 0,005 cm³/l en el afluente operando a condiciones entre el 5 y el 100% de la carga; temperatura del agua de alimentación 265°F operando a una presión de 13 psig.

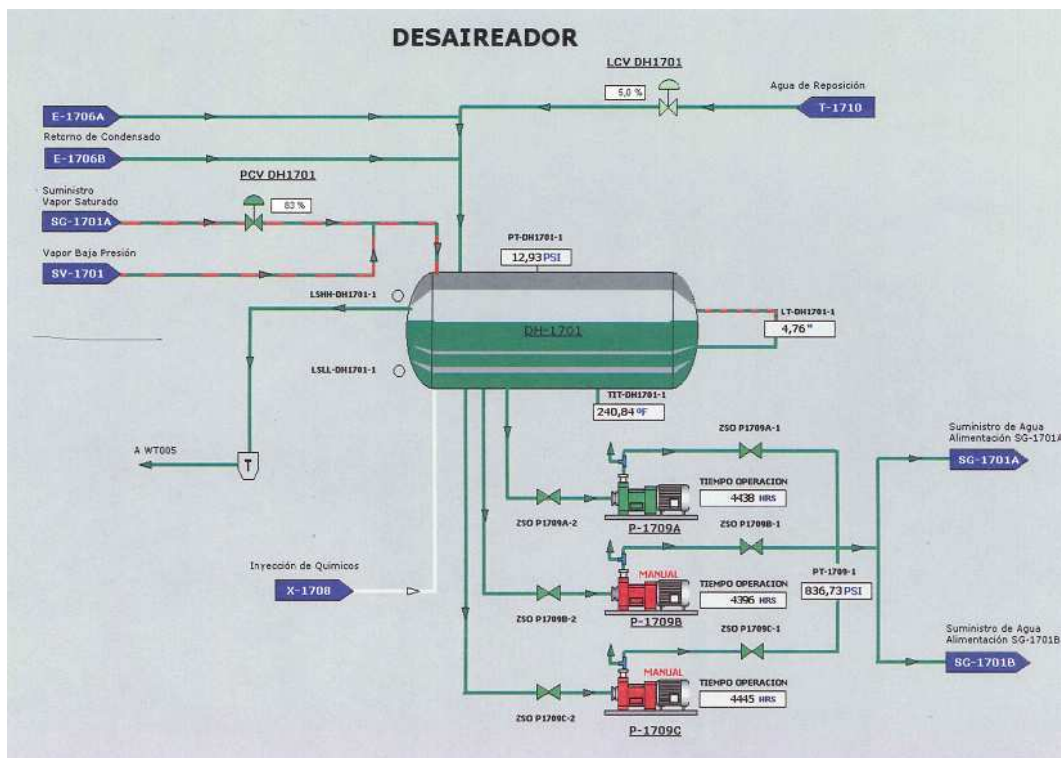


Figura 3.9 Desaireador

3.2 PRINCIPALES VARIABLES DE PROCESO DE LA PLANTA

3.2.1 SISTEMAS DE CONTROL

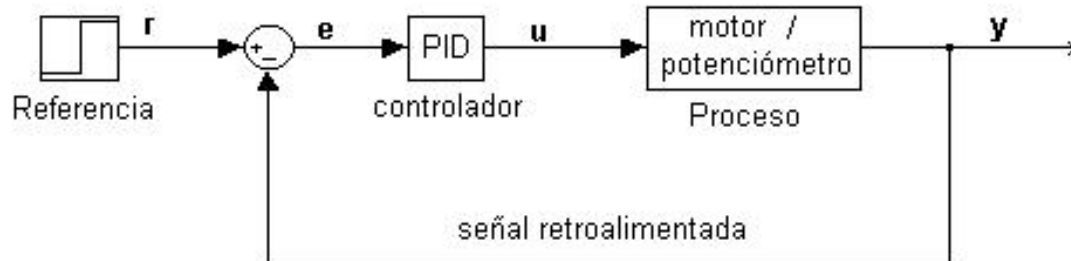


Figura 3.10 Clásico lazo de control [17]

3.2.1.1 Caldera

Para asegurar las condiciones de operación de la caldera y supervisar las principales variables del proceso, el proveedor del equipo suministra la instrumentación, equipos de control de la caldera y seguridad.

Control de nivel

El control del nivel de agua en el domo de vapor es un control de tres elementos, donde básicamente se tiene un control principal que efectúa el control de suministro de agua de acuerdo con el flujo de vapor sobrecalentado y flujo de agua de alimentación.

En un segundo control se realiza el ajuste de nivel del domo basándose en el sensor de nivel y la señal del control de flujo.

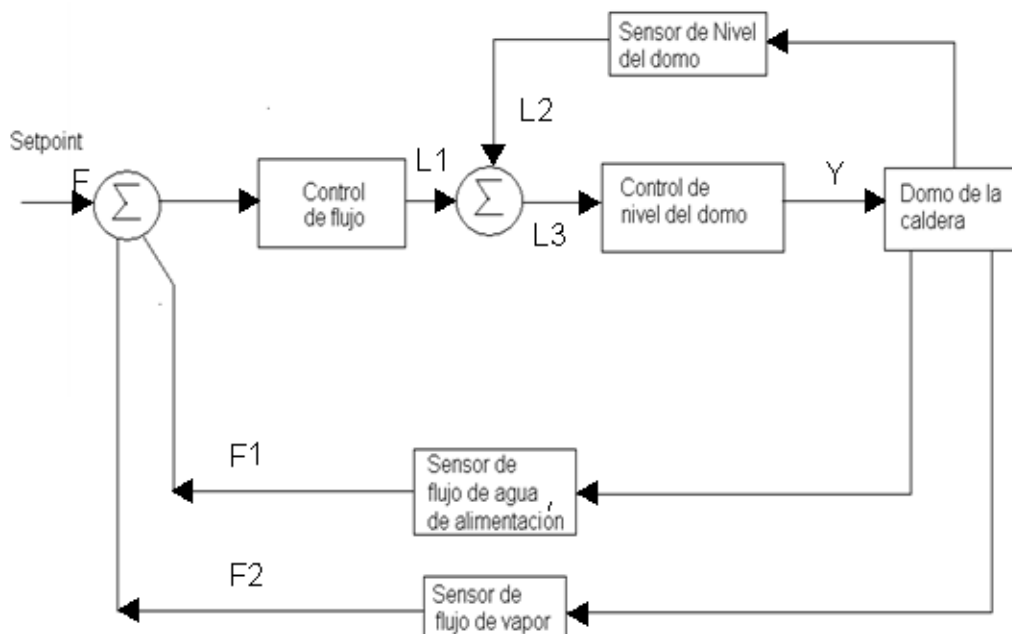


Figura 3.11 Control de Nivel

Este control se realiza a partir de las señales de flujo de vapor sobrecalentado (FT-SG1701/2-33), flujo de agua de alimentación (FT-SG1701/2-30) y nivel de agua en el domo de vapor (LT-SG1701/2-30), hasta el sistema de control de la caldera (CCS1/2) que controla la posición de la válvula de control FCV-SG1701/2-30.

El sistema de control de tres elementos responde mucho mejor a cambios rápidos de carga y la adición del sensor de flujo de agua de alimentación. Soluciona el problema de repetibilidad de elemento final.

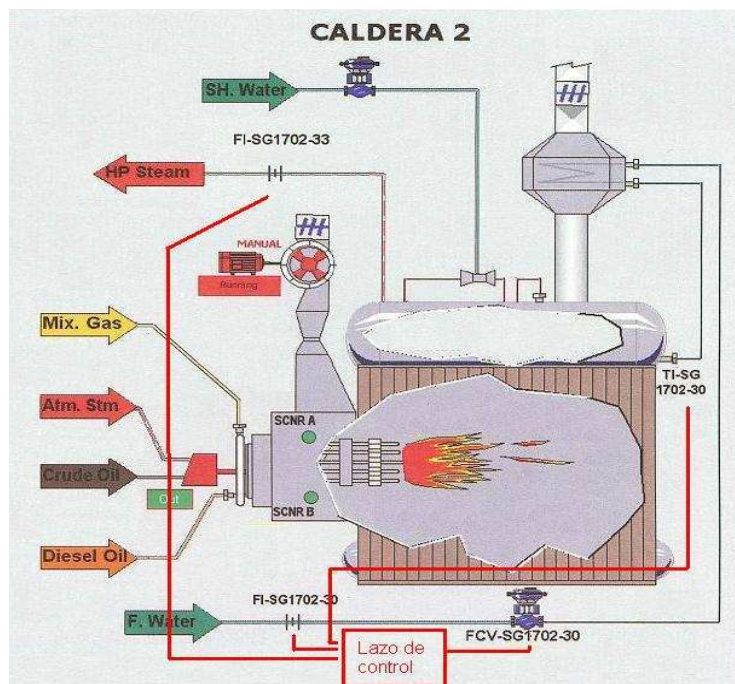


Figura 3.12 Lazo de control de nivel de la caldera

Control de temperatura

Para garantizar una temperatura constante en el cabezal de salida de vapor sobrecalentado existe un control de temperatura, para lo cual se utiliza el transmisor de temperatura de salida que se encuentra ubicado en el cabezal de vapor sobrecalentado (TT-SG1701/2-31) y el transmisor de temperatura de entrada que se encuentra ubicado en el cabezal de atemperación (TT-SG1701/2-32) que informan al sistema de lógica de atemperación en el CCS, que está encargado de enviar la señal de control hacia la válvula FCV-SG1701/2-32. El algoritmo de control de apertura y cierre de la válvula será ejecutado por el CCS1/2.

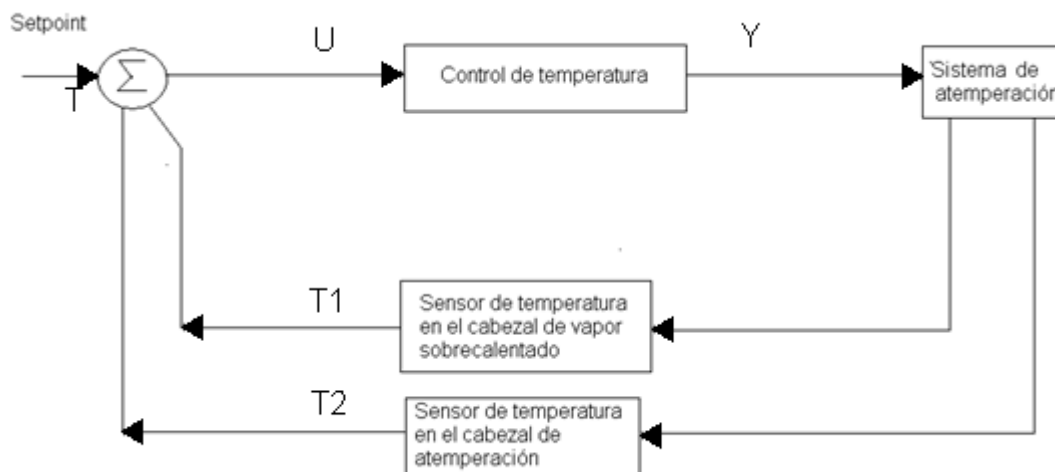


Figura 3.13 Control de temperatura

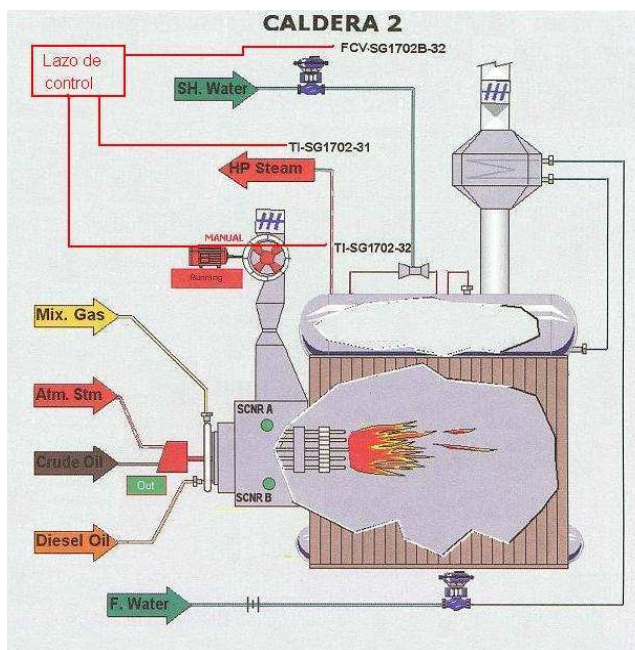


Figura 3.14 Lazo de control de temperatura de la caldera

Control de Combustión

A consecuencia de los cambios de la carga en la caldera, se afecta directamente la presión de salida de vapor sobrecalentado. El control de combustión regula la cantidad de combustible y aire entregados a los quemadores de la caldera para mantener constante la presión en el cabezal de vapor.

Los inyectores de combustibles a la caldera X-1701/2 constan de dos corrientes independientes de alimentación: una de gas y otra de crudo, cada una equipada con los sistemas de control de flujo, presión, temperatura y de seguridad pertinentes.

Para generar la cantidad de vapor solicitado y mantener constante la presión en el cabezal de vapor sobrecalentado, el control de combustión se hace a partir de la señal proveniente del control maestro de cada caldera. La acción sobre la cantidad del combustible de la caldera es regulada actuando sobre la válvula de control de flujo de gas combustible (FCV SG1701/2-3), para el caso de gas pobre o sobre válvula de control de flujo de crudo (FCV SG1701/2-6), para el caso de combustible líquido (FE SG1701/3-3 para el gas y FE-SG1701/2-6 para el crudo).

El flujo de aire de combustión es a través del instrumento (FE-SG1701/2-20).

En caso de un incremento de carga, primero se aumenta el aire y después el combustible, y si se disminuye, primero se reduce el combustible y después el aire, manteniendo así el exceso de aire requerido, el cual es supervisado por el control de porcentaje de oxígeno.

El aire de combustión para ambos eventos es regulado mediante la válvula (FCV SG1701/2-20), el cual actúa teniendo como punto de ajuste la señal de demanda del controlador de aire y como variables primaria el flujo de aire de combustión (PDT SG1701/2-20) corregido por la temperatura de aire de combustión (TT SG1701/2-20).

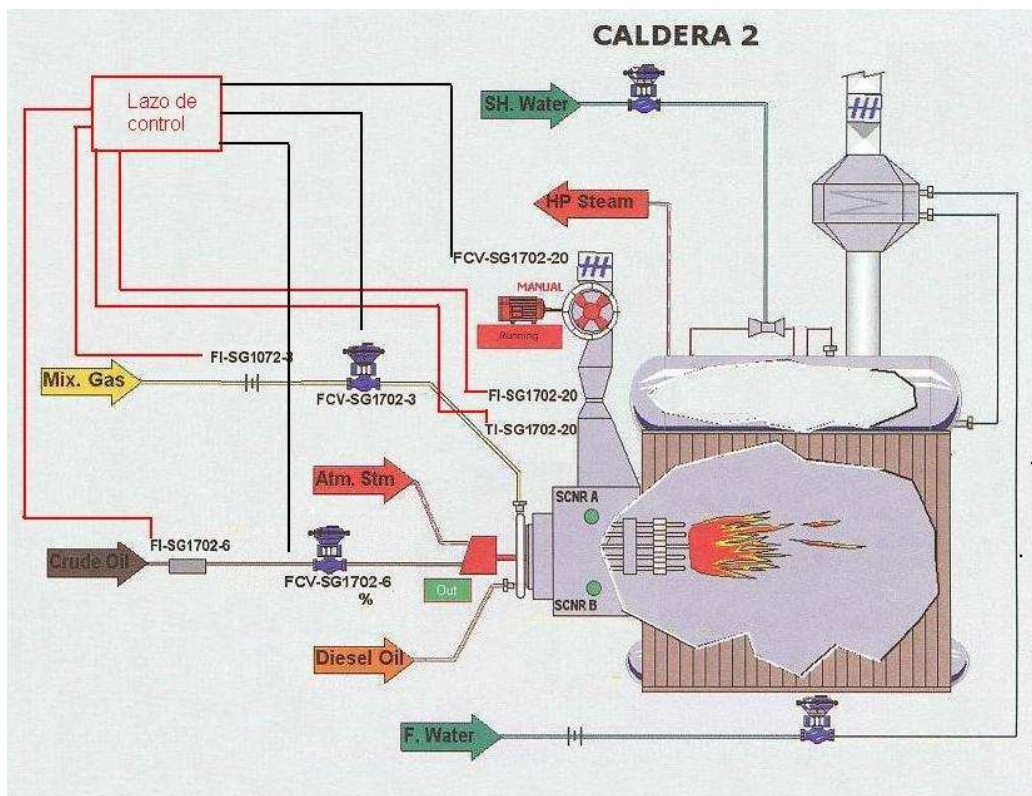


Figura 3.15 Lazo de control de combustión de la caldera

Manejo de quemadores

Las calderas de vapor podrán quemar la mezcla de gases: pobre, rico y crudo, o una combinación de los anteriores.

El manejo de los quemadores de combustible de la caldera asegura que antes de operar las antorchas de encendido de los quemadores no existan gases contenidos en el interior, además regula el encendido y apagado de las antorchas de encendido y pilotos continuos.

Suministro del gas combustible

El gas viene saturado de la planta de tratamiento de crudo, a una presión inicial de 45 psig y a una temperatura de 120°F, es necesario asegurarse que en el suministro a los quemadores se retiren los condensados que se forman al perder presión y temperatura a lo largo del recorrido. Cuando se presente una disminución significativa en la cantidad de gas pobre del campo, se iniciará el

aprovechamiento del gas rico, para lo cual las dos corrientes de gas se mezclarán en el tanque vertical de mezcla donde se retirarán los condensados.

En el tanque se ha instalado un transmisor de nivel LT-V1701, que muestra en la pantalla del operador el nivel del tanque y que tiene configurado las alarmas de alto y bajo.

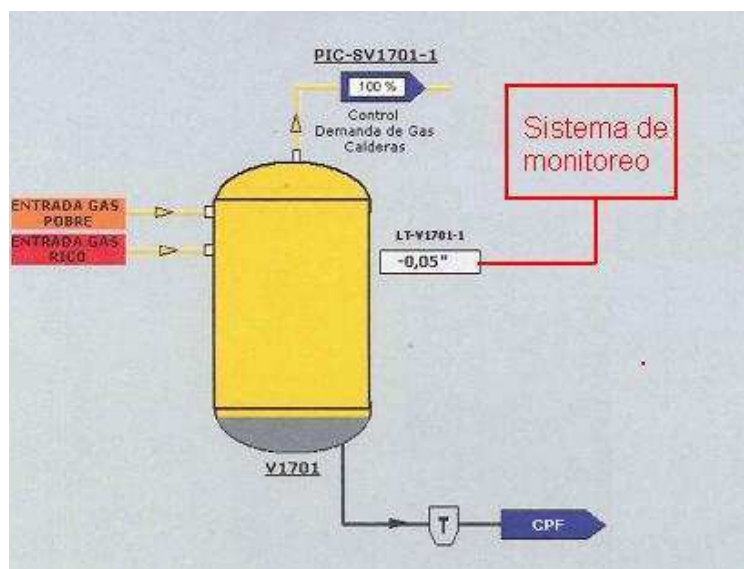


Figura 3.16 Lazo de control de gas combustible

Bombeo y calentamiento de crudo

El crudo se recibe desde el Tanque "Buffer" de Crudo.

El crudo es suministrado a una presión de 150 psig y con una viscosidad de 100 SSU (obtenido aproximadamente a 80°F), puede ser quemado directamente en las calderas. Para esto, se ha previsto suministrar los siguientes equipos:

- Dos bombas eléctricas de desplazamiento positivo, una principal y una de respaldo, cada una provista de filtro limpiable en la succión (P-1706A/B).
- Un calentador eléctrico con su respectivo by-pass, válvulas e instrumentación, para operar durante condiciones de operación con baja temperatura ambiente, que cambie las condiciones de viscosidad requerida.

El lazo de control del precalentador de crudo es de tipo ON / OFF, la señal de alta y baja temperatura deberá apagar o encender el precalentador de crudo E-1703.

Descripción:

- Variable de proceso: transmisor de temperatura TIT-E1703-1.
- Elemento final de control: encendido y apagado de la resistencia del precalentador.
- Algoritmo de control: ON/OFF según límites TH y TL.

Enclavamiento I34:

TSH: Termostato para orden de apagado del Precalentador

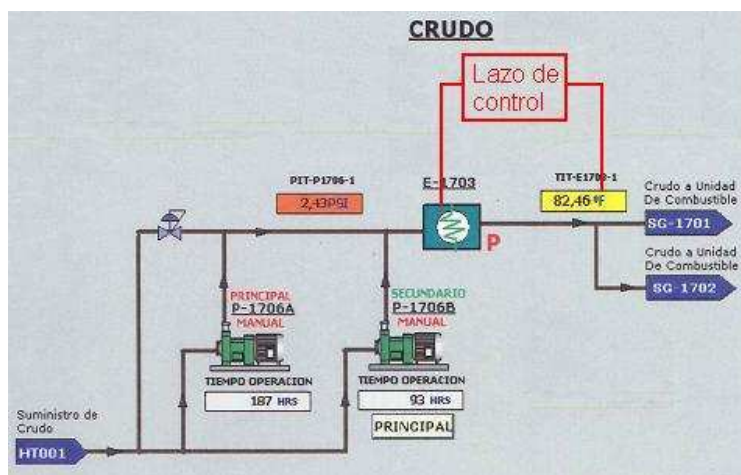


Figura 3.17 Lazo de control de crudo

3.2.1.2 Turbina

Control de válvula de ESV

Válvula hidráulica SDV-ST1701A-1 (emergency stop valve). La válvula es actuada por el sistema de control de la turbina (TCP) en cualquiera de los siguientes eventos:

- Disparo manual de emergencia
- Falla severa del generador

- Sobrevelocidad
- Alta presión de vapor
- Alta presión de vapor de salida
- Baja presión de aceite de lubricación
- Baja temperatura de vapor
- Alto desplazamiento de eje de turbina
- Alta vibración de turbina
- Alta temperatura de cojinetes- 8 disparos
- Alto nivel del pozo caliente del condensador
- Alto nivel de agua en la caldera
- Falla severa del gobernador de la turbina

Control de válvula de regulación

La velocidad de la turbina se debe controlar de manera muy precisa para obtener una frecuencia estable en el generador. La velocidad depende del caudal y de la presión de vapor que se alimente al equipo y su control se hace mediante una válvula electro-hidráulica (válvula de regulación) que abre o cierra la alimentación de vapor, para mantener constante la velocidad.

En la regulación se reduce la presión del vapor que ingresa a la turbina estrangulando la vena fluída por medio de una válvula, proceso que se conoce como laminación. En este proceso no se intercambia ni calor ni trabajo con el exterior, por lo que se trata de una transformación a entalpía (medida de la cantidad de energía absorbida) constante y con aumento de entropía (parte de la energía que no puede utilizarse para producir trabajo), lo que implica una caída de presión. La Figura 3.18 muestra el efecto de la laminación sobre la expansión en la turbina:

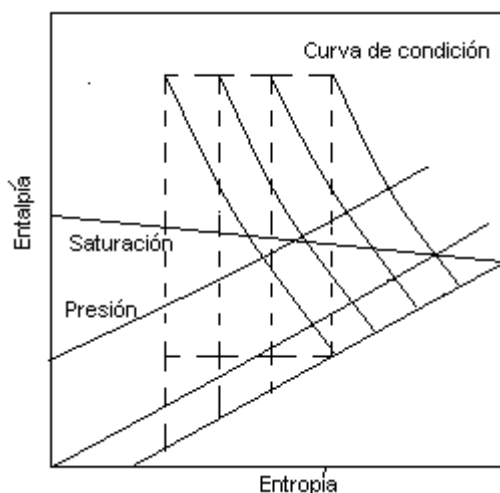


Figura 3.18 Curva de condición [25]

La válvula de regulación SCV-ST1701A-2 es una válvula electro-hidráulica comandada desde el panel de control de la turbina (TCP) para admitir el vapor a la turbina de acuerdo con la demanda de carga.

Forma parte de dos lazos de control: el que controla la velocidad de la turbina y el que controla la carga o potencia de la turbina.

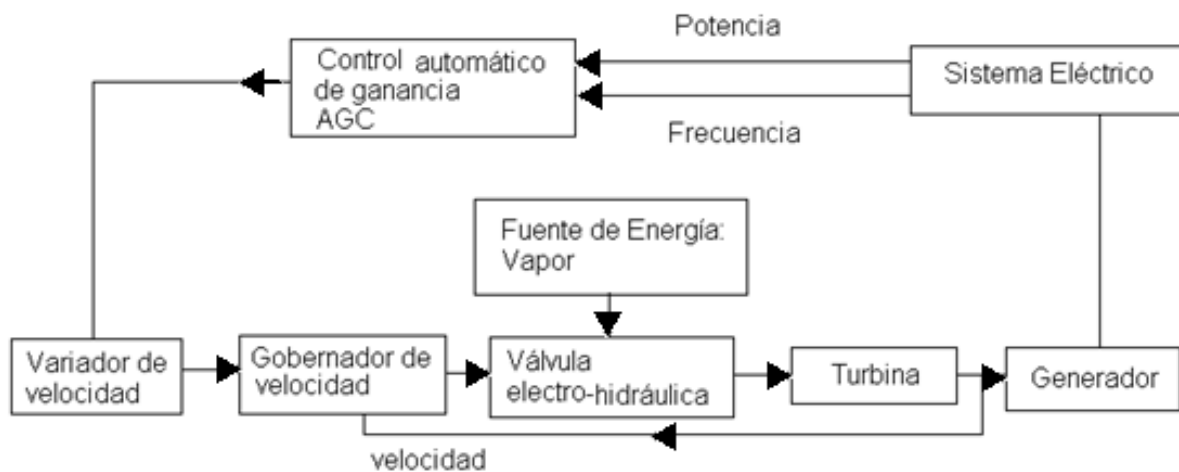


Figura 3.19 Control de regulación de velocidad [26]

Control de presión del sistema de vapor de sello

La función del sistema de vapor de sellos es sellar el cuerpo de la turbina en los extremos del rotor para que, en operación normal, el aire no entre en las secciones de la turbina que se hallan por debajo de la presión atmosférica y además que el vapor de alta presión de la turbina no penetre en los cojinetes contaminando el aceite de lubricación.

La presión de sellos debe estar regulada a una presión determinada, ni más ni menos. Una menor presión hará que el vapor escape al exterior, se pierda energía y se puedan provocar algunos daños (en algunos casos la contaminación del aceite al entrar ese vapor en el cojinete, que suele estar muy cerca; en otros, puede afectar a algún sensor de medida no preparado para recibir el vapor caliente).

Se prevé un sistema de vapor de sello, para minimizar la pérdida de vapor por los laberintos de sello entre el eje y la carcasa en el lado de alta presión, y de admisión de aire por los laberintos de sello del lado de baja presión.

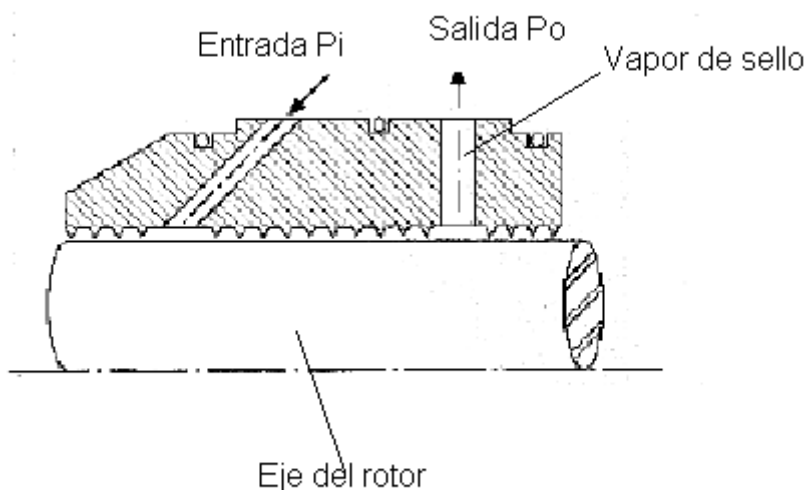


Figura 3.20 Vapor de sellos [24]

El lazo de control es conformado por el sensor de presión PT-ST1701A-4, el controlador PIC-ST1701A-4 y la válvula de regulación PCV-ST1701A-1 que es una válvula de actuador neumática de tres vías.

Durante el arranque de la turbina, el control abre la válvula para admitir vapor sobrecalentado desde el cabezal de vapor vivo, regulando una presión de salida de 3 barg hacia los sellos de la turbina. Una vez que la turbina ha girado se cierra la entrada de la válvula permitiendo que el vapor del sello de alta presión se regule a través de la válvula hacia los sellos del sector de baja presión de la turbina.

El vapor de sello es condensado en el enfriador E-1709 A/B (gland steam condenser) usando agua de la torre como medio de enfriamiento. El condensado puede ser enviado, ya sea hacia el pit de drenajes calientes del turbogrupos vía un sifón de sello o al condensador por la acción de una trampa de vapor.

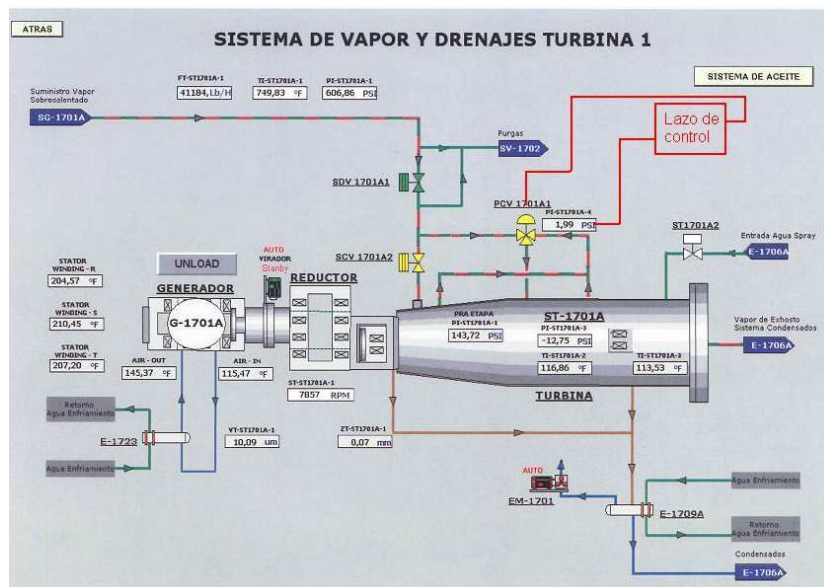


Figura 3.21 Lazo de control de presión de la turbina

Control de temperatura de vapor de salida de la turbina o vapor de escape

La turbina cuenta con un sistema de rociadores de agua de atemperación a la salida de la turbina para condensar el vapor presente en el escape cuando ocurre un disparo de la turbina.

El lazo de control es conformado por los sensores de temperatura TE-ST1701A/B, el controlador TC-ST1701 y la válvula de corte de agua de atemperación SV-

ST1701A-3 que permite el ingreso de condensado proveniente de la descarga de las bombas de condensado.

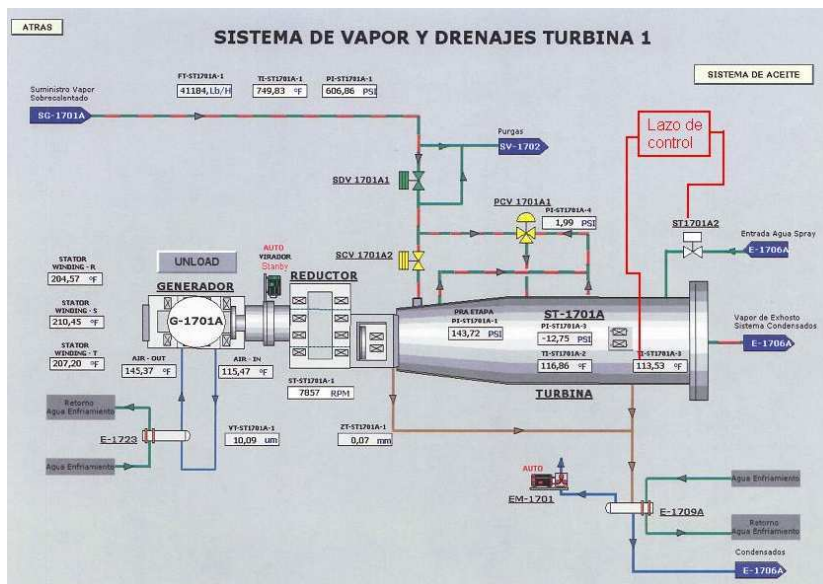


Figura 3.22 Lazo de control de temperatura de la turbina

Aceite de lubricación

Este sistema almacena, filtra, enfría, bombea y mantiene la cantidad, presión y temperatura de los aceites de lubricación y de control del grupo. Incluye: un tanque de aceite de 2 m³ (T-1715 A/B), una bomba principal de aceite (P-1740 A/B) acoplada a un eje del reductor de velocidad, una bomba auxiliar (P-1741A) movida por un motor eléctrico de CA, una bomba de emergencia de aceite de lubricación P-1742 A/B movida por un motor de CD, un enfriador con agua del aceite de lubricación E-1708 A/B, filtros, válvulas y accesorios.

El aceite es bombeado desde el tanque de almacenamiento, tanto para alimentar el sistema de control como para la lubricación de la turbina. El aceite para lubricación de la turbina, el generador y el reductor de velocidad es enfriado con agua en un intercambiador de casco y tubos, y pasado a través de un filtro dual antes de su entrada a la válvula de control de presión, la cual da paso al aceite hacia los cojinetes respectivos.

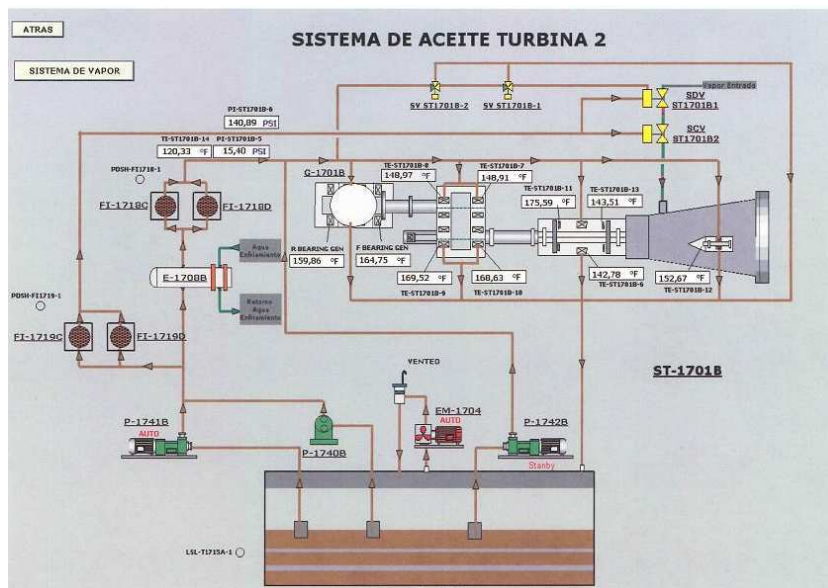


Figura 3.23 Sistema de aceite de la turbina

3.2.1.3 Condensador

El condensador E-1706 A/B de cada turbina de vapor es de tipo superficie horizontal de dos pasos de agua.

El vapor que sale de la turbina de vapor a 115°F y 1,47 psia entra al condensador donde cede el calor al agua de circulación que pasa por los tubos de enfriamiento y de este modo pasará a fase líquida. Para lograr esta condensación se utiliza agua del sistema de circulación proveniente de la torre de agua de enfriamiento a 92°F.

Dispone de un pozo caliente en su parte inferior, con capacidad para almacenar el condensado producido en tres (3) minutos y estará dotado de la instrumentación de supervisión y control de nivel respectivos. Este pozo posee suficiente volumen para asegurar la correcta operación de las bombas de condensado.

Para el arranque (hogging), se dispone de un eyector de vacío J-1703A, común para ambos condensadores.

Para la operación normal (holding), cada condensador dispone de dos eyectores de vapor en serie J-1701 A/B y J-1702 A/B, provistos de un inter-condensador y un

post-condensador, respectivos, E-1724 A/B alimentados por las bombas de condensado respectivas (P-1707 A/B y P1708 A/B).

El nivel del pozo caliente se mantiene constante por medio de una válvula de control de flujo de tres vías, (LCV E1706A/B-1) situada a la descarga de las bombas de condensado y de los eyectores.

Control de nivel

El nivel del pozo caliente se mantiene constante por medio de una válvula de control de flujo de tres vías, (LCV E1706A/B-1) situada en la descarga de las bombas de condensado y condensadores de los eyectores. Esta válvula recircula parte del condensado hacia el pozo caliente del condensador para asegurar el enfriamiento de la bomba a flujo mínimo y en operaciones a carga parcial.

Descripción:

- Variables de proceso: Transmisor de nivel LT-E1706A/B-1.
- Elemento final de control: Válvula de control de la salida del condensador (LCV- E1706A-1/B-1) actuador neumático.
- Algoritmo de control LIC-E1706A-1/B-1 para la apertura y cierre de la válvula ejecutado por el CCP.

Control de presión

Control para mantener la presión establecida en el condensador de superficie (E1706A/B).

Descripción:

- Variables de proceso: Transmisor de presión PIT-E1706A/B-1.
- Elemento final de control: Turbinas ST1701A/B.
- Algoritmo de control: Paro de las Turbinas (ST1701A/B) ejecutado por el CCP, ajustado por debajo del punto de accionamiento del disco de ruptura.

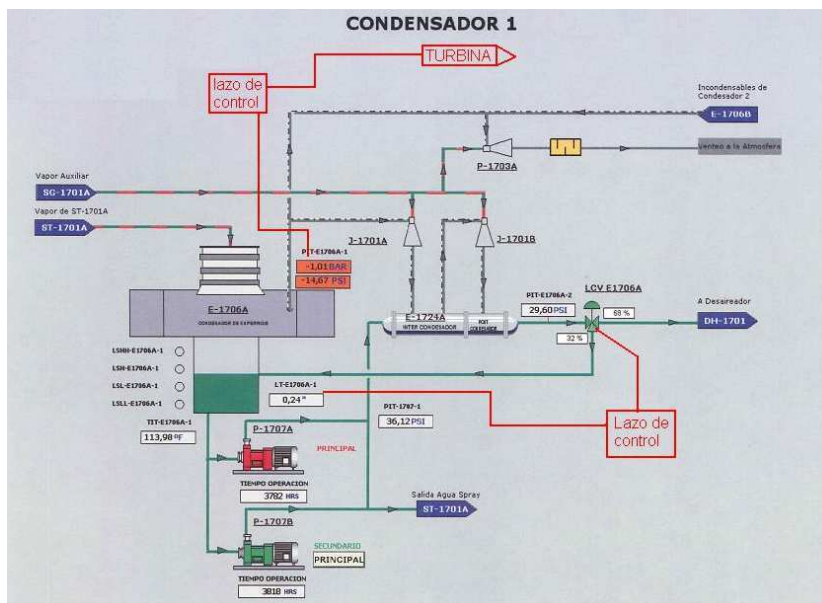


Figura 3.24 Lazo de control de presión del condensador

3.2.1.4 Torres de enfriamiento

El sistema de agua de circulación toma agua de la piscina de la torre de enfriamiento CT-1701 conformada por tres celdas (CT-100 A/B/C), cada una de las cuales manejará 1/3 de la capacidad del sistema. Cada celda posee un ventilador colocado en la parte superior de la misma, el cual obliga a pasar el aire fresco desde la parte inferior de la celda hacia arriba permitiendo el enfriamiento del agua.

El agua de retorno tiene una temperatura promedio de 110°F cuando se mezclan el agua que sale de los condensadores (E-1706 A/B), de los enfriadores, de los generadores y de los sistemas auxiliares del turbo-generador, esta agua ingresa por la parte superior a la torre de enfriamiento.

El agua cae a través de la torre y se enfría al entrar en contacto con el aire que circula en contra corriente a través de ella, logrando alcanzar una temperatura de 92°F.

La torre de enfriamiento disminuye la temperatura del agua de 110°F a 92°F.

El agua que cae a través de la torre es recogida en una piscina que se encuentra en la parte inferior de las celdas, de donde succionan las bombas del sistema de agua de circulación.

Control de nivel

El nivel de la piscina de agua de la torre de enfriamiento se mantiene constante por medio de una válvula de control de nivel (LCV CT1701-1) situada en la línea de agua de reposición de la torre.

Descripción:

- Variables de proceso: Transmisor de nivel LT-CT1701-1.
- Elemento final de control: Válvula de control on-off (LCV- CT1701-1) actuador neumático, falla cerrada.
- Algoritmo de control LIC CT1701-1: Para la apertura y cierre de la válvula ejecutado por el CCP.

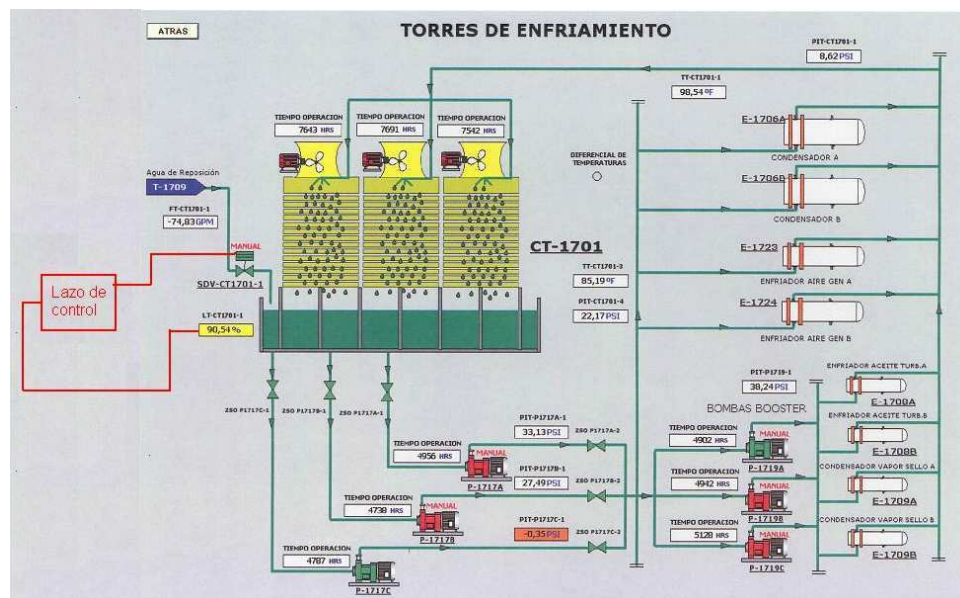


Figura 3.25 Lazo de control de nivel de las torres de enfriamiento

Bombas principales de agua de enfriamiento P1717A/B/C

Desde la piscina inferior de la torre el agua fría se impulsa hacia los equipos que la necesitan por medio de tres bombas centrífugas horizontales de 50% de la capacidad del sistema, accionadas por un motor eléctrico.

Las bombas de agua de circulación operarán en el esquema de dos principales y una de respaldo.

Bombas secundarias de agua de enfriamiento P-1719 A/B/C

El enfriamiento de los equipos auxiliares de las unidades turbo-vapor se llevará a cabo en un circuito de enfriamiento mediante las bombas P-1719 A/B/C (una será de respaldo). El circuito suministrará agua fría a los enfriadores de aceite de los turbo-generadores y los condensadores de vapor de sello.

El circuito consta de tres bombas del 50% de capacidad, centrífugas, horizontales, movidas por motor eléctrico, dos de ellas en operación y una de respaldo, cada una con capacidad de 264 gpm.

Las bombas secundarias de agua de enfriamiento operarán en el esquema de dos principales y una de respaldo.

3.2.1.5 Captación y tratamiento de agua

Control de nivel tanque de agua cruda

El nivel en el tanque de agua cruda se controla mediante el arranque y paro de las bombas de pozo P1710A/B/C.

Descripción:

- Variables de proceso: Transmisor de nivel LT-T1711-1
- Elemento final de control: Arrancadores bombas P1710A/B/C
- Algoritmo de control: Arranque y parada de las bombas P1710A/B/C.

Cuando el nivel es mayor al definido como nivel alto (>H) funcionarán dos bombas, la bomba principal y la designada como secundaria, y cuando el nivel está por debajo de ese parámetro se deberá apagar la bomba secundaria.

Control de nivel tanque agua clarificada

El nivel en el tanque de agua clarificada será controlado por el propio controlador de la Planta de Tratamiento de agua.

Descripción:

- Variables de proceso: Transmisor de nivel LT-T1711-2 (transmisor de presión diferencial).
- Elemento final de control: Bombas P1713A/B.
- Algoritmo de control para el arranque y parada de las bombas P1713A/B ejecutado por el Controlador de la Planta de tratamiento de agua.

Control de nivel T-1710

El nivel en el tanque T-1710 de almacenamiento de agua desmineralizada está controlado por el arranque y parada de la planta de Ósmosis y de las bombas P-1714A/B. Normalmente se mantiene en servicio la planta de Ósmosis y una de las bombas de agua de reposición P-1714. Si el nivel del tanque es mayor que el máximo se detendrá la planta de Ósmosis. Si el nivel del tanque es menor del mínimo debe arrancar la planta de Ósmosis. Si es bajo-bajo se detendrán las bombas P-1714 por protección. Si se tiene operaciones que involucren venteo de vapor en las calderas se puede requerir mayor reposición y se podrá iniciar la operación de la segunda bomba P-1714.

Descripción:

- Variables de proceso: Transmisor de nivel LIT-T1710-1 (transmisor de presión diferencial).
- Elemento final de control: bombas P-1714A/B.
- Algoritmo de control para el paro de las bombas P-1714A/B ejecutado por el CCP.

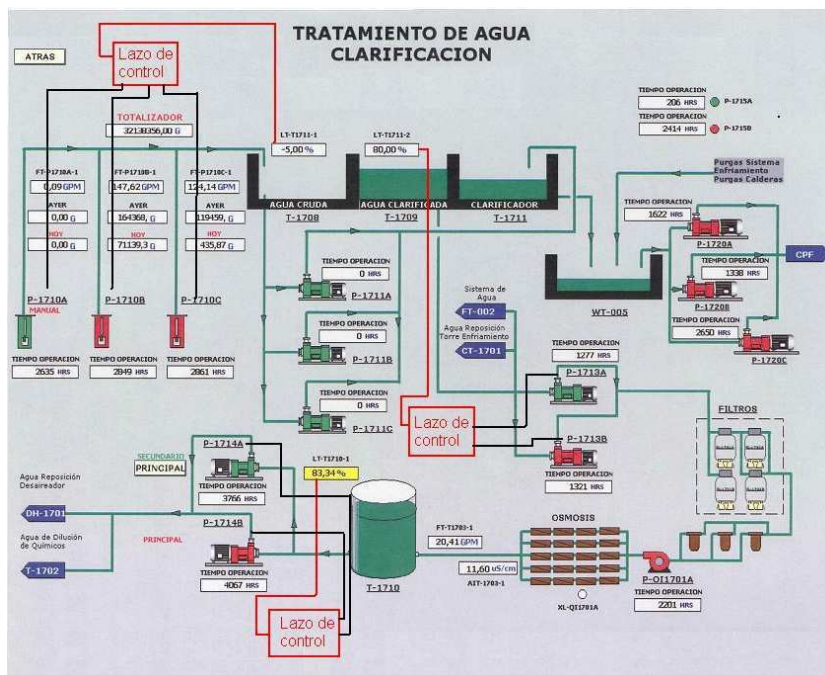


Figura 3.26 Lazos de control del sistema de tratamiento de agua

3.2.1.6 Vapor principal

Control maestro de presión

Descripción:

- Variable de proceso: transmisor de presión PIT-SG1701A/B-34.
- Elemento final de control: Válvulas de control de combustión de la caldera (Maestro de caldera SG-1701A/B).
- Algoritmo de control: la señal de referencia de presión en el cabezal es llevada al sistema de control de la caldera para efectos de aumentar la demanda de carga de dicha caldera, esta medición de presión es de tipo redundante, es decir, con dos transmisores físicos en el cabezal principal de vapor.

3.2.1.7 Desaireador

Control de nivel

Para reponer las pérdidas del sistema de generación de vapor el agua de reposición (“make up”), se bombea desde el sistema de almacenamiento de agua desmineralizada de la planta de tratamiento de agua.

El agua del ciclo retorna al desaireador desde el “pozo caliente” de los condensadores de superficie. Las pérdidas del ciclo se manifiestan como una pérdida de nivel en el tanque de almacenamiento de agua de alimentación por lo que se requiere alimentar agua de reposición o “make up” desde el tanque de agua desmineralizada. La alimentación de agua de “make up” será controlada a través del control de nivel en el tanque desaireador.

Descripción:

- Variable de proceso: Transmisor de nivel LT-DH1701-1.
- Elemento final de control: Válvula de control de regulación agua de reposición LCV-DH1701-1
- Algoritmo de control: apertura y cierre modulante de la válvula, para control de nivel del desaireador ejecutado por el CCP con el controlador LIC-DH1701-1. El nivel de referencia es el centro del tanque (0”). El rango de lectura está entre -30” y +30”.

Arranque de bombas P-1714 A/B:

- Las bombas de reposición de agua se colocan en automático en el CCP, dejando una en servicio y la otra en stand by. La capacidad de cada es una de 40 gpm.
- Si en el arranque de una caldera o en operación normal se presenta venteo de vapor a la atmósfera, el nivel del desaireador disminuye provocando la necesidad de reposición de agua en el ciclo. Si la variación baja al nivel 3” bajo del nivel de referencia (0”), la bomba de stand by arrancará automáticamente. Cuando el nivel se recupere y llegue a ser nuevamente el del punto de ajuste o “set point” la bomba detendrá automáticamente quedando de nuevo en stand by.

Como protección por nivel alto-alto en el desaireador DH-1701 se cuenta con una trampa de rebasamiento en el tanque que se abre automáticamente al superar + 22”. Este reboce de agua de alta temperatura (265°F) se descarga en el cabezal de purgas intermitentes que tienen presión atmosférica.

Control de presión

El vapor requerido por el desaireador para el calentamiento de agua y desaireación proviene de dos fuentes: La primera fuente es el vapor recuperado que proviene del “flasheo” de la purga continua en el tanque SV-1701. La segunda fuente es el cabezal de vapor auxiliar de 200 psig. El vapor que entra al desaireador debe ser regulado para mantener la presión requerida en él, para que la temperatura de agua sea 265°F, lo cual se obtiene a una presión de 25 psig (40 psia). Al no tener ningún elemento de corte entre el tanque de purgas SV-1701 el desaireador se aprovechará del total allí producido. La presión, por tanto, se regula con el vapor proveniente del cabezal de vapor auxiliar controlado por la válvula PCV-DH1701-1. Para la capacidad nominal de 140.000 lb/h de agua de alimentación se requieren aproximadamente 14.000 lb/h de vapor saturado con el fin de mantener en el tanque de agua de alimentación a las calderas la temperatura de 265°F.

Descripción:

- Variable de proceso: transmisor de presión PT-DH1701-1.
- Elemento final de control: válvula de control PCV-DH1701-1.
- Algoritmo de control: apertura y cierre modulante de la válvula de regulación del suministro de vapor, ejecutado por el CCP controlador PIC-DH1701-1.

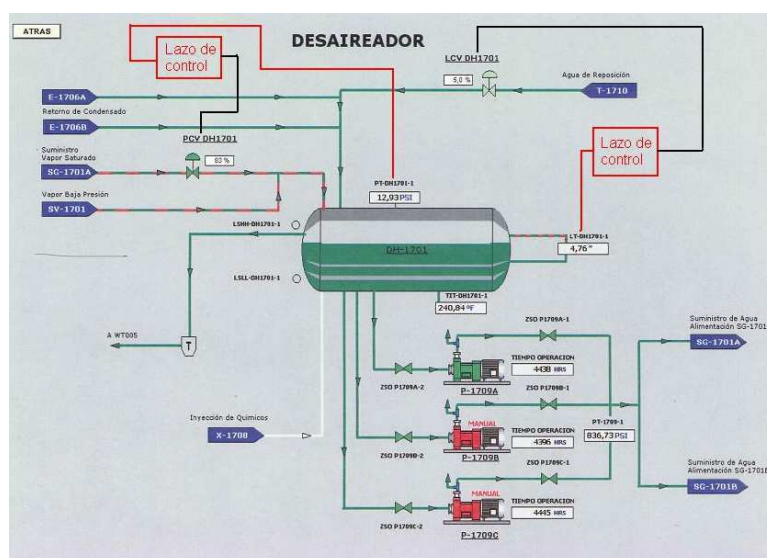


Figura 3.27 Lazos de control del sistema del desaireador

De los históricos del proceso agua-vapor, se obtiene una base de datos con 170 variables. Esta base de datos es dividida en sub-bases para un mejor análisis. Se crean 3 grupos, los cuales fueron denominados caldera1, caldera 2 y general. En el grupo general se encuentra todas las variables de los procesos que no están incluidas en la caldera 1 y 2.

Estas bases contienen sólo las variables más relevantes del proceso, para las calderas 1 y 2 se tiene 27 variables y para el bloque de datos general se tiene 33 variables.

3.2.2 INSTRUMENTACIÓN

La lista de los instrumentos principales en cada proceso se encuentra en el anexo1.

3.2.3 ACTUADORES

La lista de actuadores principales en cada proceso se encuentra en el anexo2.

CAPÍTULO 4

ESTUDIO E IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE RPCA

4.1. DETERMINACIÓN DE LOS PROCESOS Y VARIABLES PARA EL ESTUDIO.

La planta cuenta con un amplio sistema de monitoreo, el cual se basa en sensores de temperatura, de presión y de flujo, distribuidos en diferentes lazos de control dentro del proceso.

Este sistema de monitoreo está ubicado en un servidor en la sala de control. El servidor tiene sistema operativo Windows Server 2003 y un software dedicado desarrollado en Intouch que va recopilando la información de los diferentes sensores y mostrando en una interfaz HMI, que facilita el monitoreo de la planta. En los siguientes gráficos se aprecia algunas de las ventanas que se tiene en la interfaz HMI.

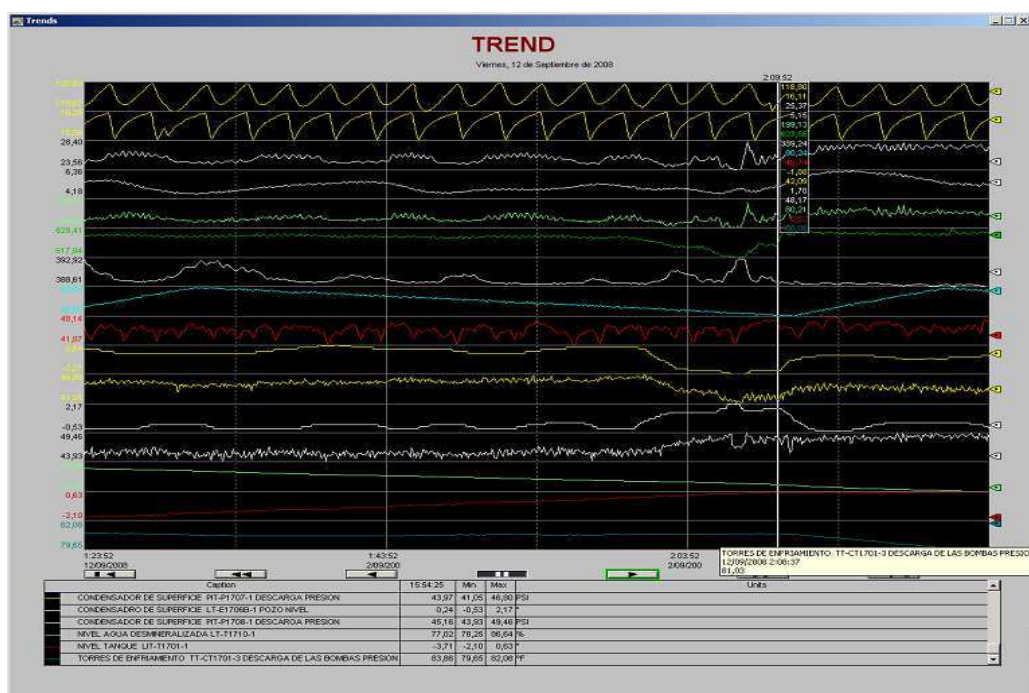


Figura 4.1 Históricos HMI

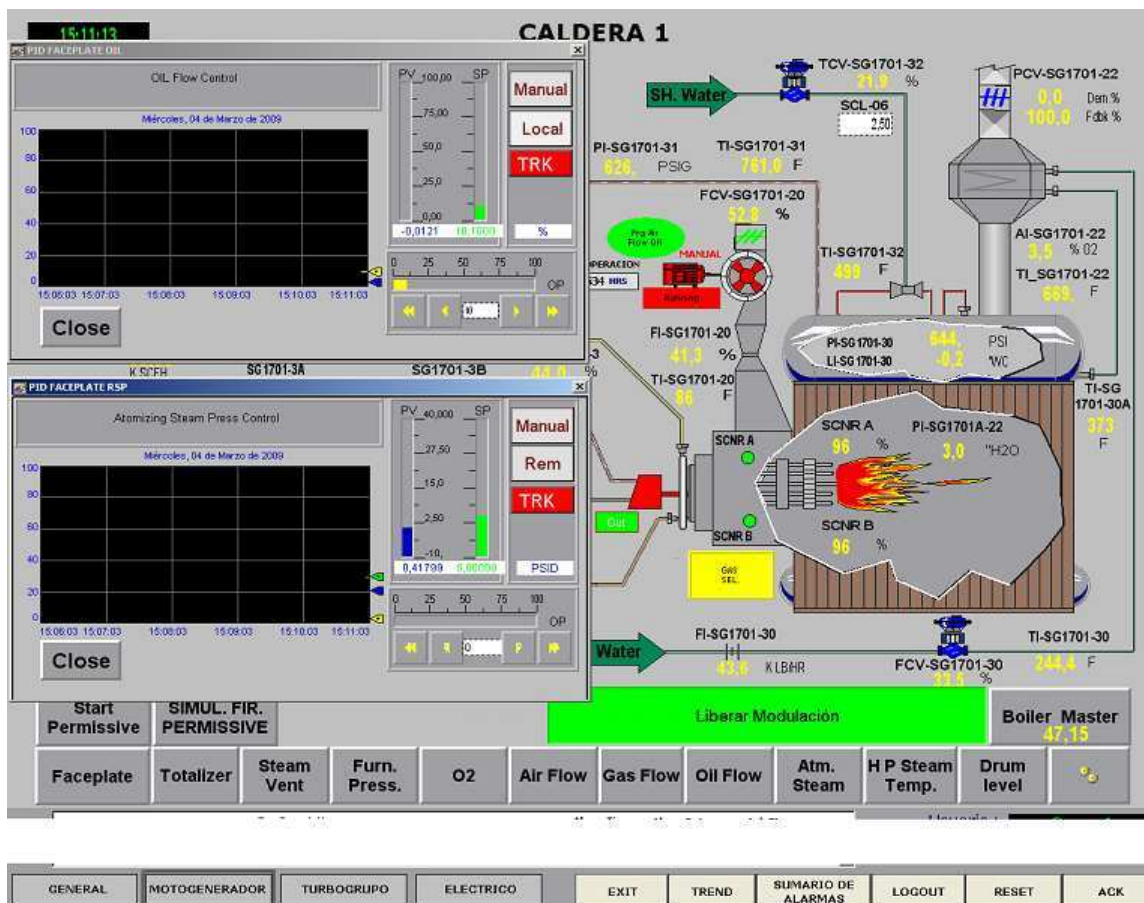


Figura 4.2 Caldera 1 HMI

Este sistema de monitoreo genera datos históricos que son guardados en archivos de extensión .DAT, los cuales contienen los valores de todas las variables de la planta de un día completo de operación.

Los principales procesos de la planta son:

Equipo: Caldera1

Procesos y lazos:

1. El control del nivel de agua en el domo de vapor:
 - a. Sensor de flujo vapor sobrecalentado FT-SG1701-33.
 - b. Sensor flujo de alimentación FT-SG1701-30.
 - c. Sensor de nivel de agua en el domo LT-SG1701-30.
 - d. Válvula de ingreso de agua FCV-SG1701-30.
2. Control de temperatura en el cabezal de salida de vapor sobrecalentado:

- a. Sensor de temperatura de salida de vapor sobrecalentado hacia el cabezal TT-SG1701-31.
 - b. Sensor de temperatura en el cabezal de atemperación TT-SG1701-32.
 - c. Válvula de ingreso de agua de atemperación FCV-SG1701-32.
3. Control de combustión que regula el combustible y aire de la caldera para mantener constante la presión en el cabezal:
- a. Válvula de control de flujo de gas combustible FCV SG1701-3.
 - b. Válvula de control de flujo de crudo FCV SG1701-6.
 - c. Válvula de control de flujo de aire de combustión FCV SG1701-20.
 - d. Sensor de flujo de gas combustible FE SG1701-3.
 - e. Sensor de flujo de crudo combustible FE-SG1701-6.
 - f. Sensor de flujo de aire de combustión FE-SG1701-20.

Equipo: Caldera2

Procesos y lazos:

1. El control del nivel de agua en el domo de vapor:
 - a. Sensor de flujo vapor sobrecalentado FT-SG1702-33.
 - b. Sensor flujo de alimentación FT-SG1702-30.
 - c. Sensor de nivel de agua en el domo LT-SG1702-30.
 - d. Válvula de ingreso de agua FCV-SG1702-30.
2. Control de temperatura en el cabezal de salida de vapor sobrecalentado:
 - a. Sensor de temperatura de salida de vapor sobrecalentado hacia el cabezal TT-SG1702-31.
 - b. Sensor de temperatura en el cabezal de atemperación TT-SG1702-32.
 - c. Válvula de ingreso de agua de atemperación FCV-SG1702-32.
3. Control de combustión que regula el combustible y aire de la caldera para mantener constante la presión en el cabezal:
 - a. Válvula de control de flujo de gas combustible FCV SG1702-3.
 - b. Válvula de control de flujo de crudo FCV SG1702-6.

- c. Válvula de control de flujo de aire de combustión FCV SG1702-20.
- d. Sensor de flujo de gas combustible FE SG1702-3.
- e. Sensor de flujo de crudo combustible FE-SG1702-6.
- f. Sensor de flujo de aire de combustión FE-SG1702-20.
- g. Señal proveniente de control maestro de presión del cabezal de vapor.

Equipo: Vapor principal

Procesos y lazos:

- 1. Control maestro de presión en el cabezal:
 - a. Sensor de presión PIT-SG1701A-34.
 - b. Sensor de presión PIT-SG1701B-34.
 - c. Válvulas de control de combustión de la caldera SG-1701A/B.

Equipo: Vapor auxiliar

Procesos y lazos:

- 1. Control de presión vapor auxiliar:
 - a. Sensor de presión PT-SG1701-40.
 - b. Válvula de control de presión PCV SG1701-40.
- 2. Control de temperatura vapor auxiliar:
 - a. Sensor de temperatura TT-SG1701-40.
 - b. Válvula de control de temperatura FCV SG1701-40.

Equipo: Turbina1

Procesos y lazos:

- 1. Control de válvula de regulación de ingreso de vapor a la Turbina:
 - a. Válvula de regulación SCV-ST1701A-2.
 - b. Señal de control de acuerdo a la demanda de carga.
- 2. Control de temperatura de vapor salida de la turbina:
 - a. Sensores de temperatura TE-ST1701A.
 - b. Válvula de corte de agua de atemperación SV-ST1701A-3.
- 3. Control de presión de vapor de sello de la turbina:
 - a. Sensor de presión PT-ST1701A-4.
 - b. Válvula de regulación PCV-ST1701A-1.

Equipo: Turbina2

Procesos y lazos:

1. Control de válvula de regulación de ingreso de vapor a la Turbina:
 - a. Válvula de regulación SCV-ST1701B-2.
 - b. Señal de control de acuerdo a la demanda de carga.
2. Control de temperatura de vapor salida de la turbina:
 - a. Sensores de temperatura TE-ST1701B.
 - b. Válvula de corte de agua de atemperación SV-ST1701B-3.
3. Control de presión de vapor de sello de la turbina:
 - a. Sensor de presión PT-ST1701B-4.
 - b. Válvula de regulación PCV-ST1701B-1.

En la siguiente tabla se muestra un análisis completo de las variables de la planta de un día completo de funcionamiento normal, se tiene la media, la varianza, la desviación estándar y la descomposición de la señal aplicando la transformada de Fourier.

Tabla 4.1

TAGNAME	Descripción	Media	Varianza	Desviación	f1(hz)	f2(hz)	f3(hz)
ST-ST1701A-1	Revoluciones de la turbina	7856,267578	3,0374E-23	5,51127E-12	0,00	0,00	0,00
PIT_E1706B_1	Presión en el condensador	-1,099767	8,6571E-08	0,000294229	3,91	136,72	42,97
LT_E1706A_1	Nivel de agua en el condensador	-0,141921	2,9647E-07	0,000544491	3,91	7,81	11,72
PCV-SG1701-22	ventoleras de escape de la caldera	1,040974481	1,079E-06	0,001038727	3,91	7,81	11,72
BI_X1300A (SCNR A)	Porcentaje de flama en la caldera	96,07456761	1,3772E-06	0,001173563	3,91	7,81	70,31
PCV-SG1701-22	Ventoleras de escape de la caldera	1,036038455	1,5523E-06	0,001245907	3,91	7,81	15,63
TI_TG2_004(F BEARING GEN)	Temperatura del aceite en el generador	164,3305745	6,3224E-06	0,00251443	3,91	11,72	7,81
TI_TG2_008(STATOR WIDING-R)	Temperatura en el bobinado R	203,1657993	1,3026E-05	0,003609193	3,91	19,53	11,72
TI-ST1701A-3	Temperatura de vapor en el interior de la turbina segunda etapa	97,16199314	1,3423E-05	0,003663805	3,91	42,97	7,81
TI_TG1_010(STATOR WIDING-T)	Temperatura en el bobinado T	201,8548844	1,4427E-05	0,003798306	3,91	23,44	15,63
TI_TG2_009(WIDING-S)	Temperatura en el bobinado s	204,315991	1,7272E-05	0,004155941	3,91	19,53	15,63

TI-ST1701A-1	Temperatura de vapor al ingreso de la caldera	750,802659	2,2016E-05	0,004692101	3,91	7,81	11,72
PIT_V1701_1	Presión en el tanque de gas V1701	46,20838876	5,1346E-05	0,007165645	3,91	7,81	74,22
TT_CT1701_3	Temperatura en la alimentación del sistema de enfriamiento de la planta	84,63560695	0,00022431	0,014976833	3,91	11,72	7,81
TIT_E1703_1	Temperatura alimentación de crudo	85,92960403	0,00031847	0,017845808	3,91	11,72	7,81
TT_CT1701_1	Temperatura en el agua de enfriamiento de retorno.	96,82523152	0,00043997	0,020975557	3,91	42,97	23,44
TIT_E1706B_1	temperatura en el condensador	96,85024067	0,00047703	0,02184112	3,91	42,97	7,81
PT_P1729_1	Presión en el suministro de diesel	5,411681007	0,00051657	0,022728157	3,91	7,81	11,72
TE-ST1701B-7	Temperatura en la transmisión del turbo generador	148,0644594	0,00057907	0,024063964	3,91	15,63	19,53
TI_TG2_005(R BEARING GEN)	Temperatura del aceite en el generador	159,5414468	0,00074515	0,027297357	3,91	15,63	7,81
TI-ST1701A-14	Temperatura de aceite antes de ingresar a la turbina	119,6326509	0,00103747	0,032209826	3,91	7,81	11,72
TIT_E1706A_1	temperatura en el condensador	111,1391702	0,00114404	0,033823664	3,91	42,97	15,63
TI-ST1701B-14	Temperatura de aceite antes de ingresar a la turbina	119,9555313	0,00136812	0,036988114	3,91	7,81	425,78
TI_TG1_005(R BEARING GEN)	Temperatura del aceite en el generador	155,431074	0,00151345	0,038903113	3,91	7,81	468,75
PI-SG1701A-22	Presión el horno en la caldera	2,474066192	0,00161074	0,040134087	3,91	23,44	35,16
TI_TG1_004(F BEARING GEN)	Temperatura del aceite en el generador	165,8644379	0,00163408	0,040423728	3,91	15,63	11,72
TI_TG1_006	Temperatura de ingreso de aire en el generador	115,0222798	0,00179837	0,04240724	3,91	7,81	39,06
TE-ST1701A-12	Temperatura del aceite en las aspas de la turbina	160,5883562	0,00190208	0,043612806	3,91	7,81	226,56
TI-SG1701-30	Temperatura de ingreso de agua a la caldera antes del economizador	244,7530901	0,00242477	0,049241992	3,91	7,81	11,72
TE-ST1701B-8	Temperatura en la transmisión del turbo generador	148,3362107	0,00246656	0,049664494	3,91	50,78	42,97
PI-ST1701B-6	Presión de aceite de las válvulas neumáticas de ingreso de vapor a la turbina	140,8501757	0,00261591	0,051145999	3,91	58,59	62,50
TI-SG1701-30	Temperatura de ingreso de agua a la caldera antes del economizador	244,9744349	0,00280833	0,052993694	3,91	7,81	11,72
TIT_DH1701_1	temperatura de tanque DH-1701 del desaireador	240,7148354	0,00303137	0,055057866	3,91	7,81	19,53

TI-ST1701A-2	Temp. de vapor en el interior de la turbina primera etapa	96,28885755	0,00305034	0,055229899	3,91	11,72	35,16
TI_TG1_008(STATOR WIDING-R)	Temperatura en el bobinado R	199,415019	0,00436963	0,066103176	3,91	7,81	50,78
TI_TG1_009(STATOR WIDING-S)	Temperatura en el bobinado S	204,8997872	0,00441017	0,066409123	3,91	11,72	19,53
TI_TG2_010(STATOR WIDING-T)	Temperatura en el bobinado T	205,1167055	0,00456397	0,067557163	3,91	19,53	23,44
TE-ST1701A-8	Temperatura en la transmisión del turbo generador	147,6369856	0,00526328	0,072548476	3,91	42,97	15,63
TE-ST1701A-7	Temperatura en la transmisión del turbo generador	146,9743533	0,00591677	0,076920567	3,91	46,88	50,78
TE-ST1701A-9	Temperatura en la transmisión del turbo generador	168,3138266	0,00652087	0,080751932	3,91	42,97	50,78
LT_DH1701_1	Nivel del tanque de desaireador DH1701	5,13568392	0,00687397	0,082909437	3,91	7,81	11,72
FI-SG1701-33	Flujo da salida de vapor de la caldera	41,3886712	0,01421149	0,119211947	3,91	11,72	7,81
TI-ST1701A-3	Temperatura de vapor en el interior de la turbina segunda etapa	110,9802883	0,01641916	0,128137273	3,91	42,97	50,78
LI-SG1701-30	Nivel de agua en la caldera	0,028123706	0,01793296	0,133914006	3,91	7,81	19,53
LT_CT1701_1	Nivel de agua en las torres de enfriamiento	93,53078311	0,01899065	0,137806576	3,91	7,81	15,63
LT_T1710_1	Nivel de agua del tanque T1710 en el ósmosis	83,18384073	0,02201228	0,148365375	3,91	7,81	11,72
LI-SG1701-30	Nivel de agua en la caldera	0,043012151	0,02708071	0,164562171	3,91	7,81	11,72
TI-SG1701-20	Temperatura de ingreso de aires a la caldera	95,69834227	0,03245816	0,18016148	3,91	7,81	15,63
TI-SG1701-32	Temperatura en el atemperador de la caldera	527,5405082	0,03441158	0,185503597	3,91	11,72	7,81
PI-SG1701-30	Presión en el domo de la caldera	641,6177452	0,03450277	0,18574922	3,91	42,97	54,69
FI-SG1701-33	Flujo de salida de vapor de la caldera	40,18268982	0,0402397	0,200598366	3,91	167,97	160,16
FI-SG1701-20	Flujo de ingreso de aire a la caldera	37,35161793	0,04394366	0,209627421	3,91	23,44	35,16
TI-SG1701-22	Temperatura en el escape de la caldera	656,9414505	0,04967604	0,222881235	3,91	7,81	11,72
TI-SG1701-22	Temperatura en el escape de la caldera	653,1813175	0,07427521	0,272534791	3,91	7,81	23,44
TI-SG1701-30A	Temperatura de ingreso de agua a la caldera después del economizador	377,4475696	0,07641584	0,27643416	3,91	7,81	11,72
TI-SG1701-30A	Temperatura de ingreso de agua a la caldera después del economizador	369,0737771	0,07906415	0,281183479	3,91	7,81	11,72
FCV-SG1701-3	Válvula de control de ingreso de gas a la caldera	46,52761055	0,0953308	0,308756859	3,91	167,97	160,16
TI-ST1701A-1	Temperatura de vapor al ingreso de la caldera	749,8456253	0,10312205	0,321126229	3,91	7,81	15,63

TI-SG1701-31	Temperatura del vapor a la salida de la caldera	759,8683436	0,10696729	0,327058537	3,91	7,81	42,97
FCV-SG1701-3	Válvula de control de ingreso de gas a la caldera	42,23458167	0,1211731	0,348099274	3,91	167,97	7,81
FI-SG1071-3	Flujo de ingreso de gas a la caldera	45,81696477	0,13232512	0,363765193	3,91	7,81	11,72
TI-SG1701-31	Temperatura del vapor a la salida de la caldera	760,6851424	0,15973688	0,399670965	3,91	7,81	11,72
AIR_DEMAND	Demanda de aire en la caldera 1	45,85777866	0,16389091	0,404834426	3,91	7,81	11,72
AIR_DEMAND	Demanda de aire en la caldera 2	45,83647799	0,16973514	0,411989252	3,91	7,81	167,97
PIT-SG1701-40	Presión de vapor al ingreso del cabezal auxiliar	199,2531236	0,17255143	0,415393098	3,91	7,81	11,72
FCV-SG1701-30	Válvula de control de ingreso de agua a la caldera	25,94760311	0,21473447	0,463394503	3,91	7,81	11,72
PT_P1709_1	Presión de suministro de agua de alimentación a las calderas	833,060414	0,21880678	0,467767873	3,91	11,72	15,63
FCV-SG1701-20	Válvula de control de ingreso de aire a la caldera	51,5802548	0,24512062	0,495096577	3,91	11,72	46,88
FCV-SG1701-33	Válvula de venteo de vapor a la salida de la caldera	23,5935338	0,27342999	0,522905336	3,91	11,72	42,97
FI-SG1701-30	Flujo de ingreso de agua a la caldera	42,31415229	0,29331169	0,54158258	3,91	7,81	11,72
FCV-SG1701-30	Válvula de control de ingreso de agua a la caldera	32,44710597	0,30564177	0,552848779	3,91	7,81	11,72
FI-SG1701-30	Flujo de ingreso de agua a la caldera	39,6822126	0,31571869	0,5618885	3,91	7,81	11,72
PI-SG1701-33	Presión en la salida de vapor de la caldera después de salida de venteo	622,4274364	0,44222601	0,665000758	3,91	7,81	15,63
FCV-SG1701-33	Válvula de venteo de vapor a la salida de la caldera	17,5687018	0,57981496	0,761455817	3,91	167,97	7,81
FI-SG1071-3	Flujo de ingreso de gas a la caldera	45,82112159	0,7075356	0,841151357	3,91	167,97	160,16
TI-SG1701-32	Temperatura en el atemperador de la caldera	507,1661556	7,6143339	2,759408252	3,91	7,81	39,06
PDI-SG1701-8	Presión diferencial al ingreso de aire para evaporizar el crudo	0,21175867	1,0982E-05	0,003313955	7,81	11,72	3,91
LT_V1701_1	nivel del tanque de gas LT-V1701-1	0,063208795	0,00071028	0,026651078	7,81	3,91	19,53
TE-ST1701A-6	Temperatura del aceite en el eje de la turbina	147,3082981	0,00078182	0,027961113	7,81	3,91	31,25
TI_TG2_006(AIR-IN)	Temperatura de ingreso de aire en el generador	113,288373	0,00161796	0,040223926	7,81	3,91	19,53
LT_E1706B_1	Nivel de agua en el condensador	0,102310723	0,00773546	0,087951482	7,81	11,72	3,91
PT_DH1701_1	Presión del tanque de desaireador DH1701	12,99546085	0,01055585	0,102741645	7,81	3,91	11,72

TI-SG1701-20	Temperatura de ingreso de aires a la caldera	97,9631023	0,01185198	0,108866796	7,81	3,91	15,63
TIT-SG1701-40	Temperatura de vapor al ingreso del cabezal auxiliar	399,4995189	1,67117616	1,292739788	7,81	3,91	93,75
TI_TG2_007(AIR-OUT)	Temperatura de salida de aire en el generador	143,28949	0,00285075	0,053392424	11,72	31,25	42,97
TE-ST1701B-13	Temperatura del aceite en el eje de la turbina	143,1071918	0,00855669	0,092502393	11,72	39,06	7,81
PIT_E1706A_2	Presión en la alimentación de crudo	29,59244758	0,03354259	0,183146367	15,63	425,78	7,81
PT_K1701_1	Presión de alimentación de aire de Instrumentos	118,7645976	0,65791222	0,811117885	15,63	19,53	35,16
BI_X1300A(SCNR A)	porcentaje de flama en la caldera	96,37069553	6,5433E-07	0,000808907	19,53	74,22	214,84
TI_TG1_007	Temperatura de salida de aire en el generador	143,3003603	0,00102891	0,032076556	19,53	11,72	7,81
AI-SG1701-22	Escape de la caldera	3,391495331	0,01100645	0,104911627	23,44	58,59	167,97
FCV-SG1701-20	Válvula de control de ingreso de aire a la caldera	48,77701554	0,19056474	0,43653722	23,44	3,91	35,16
VT-ST1701A-1	Vibración en la turbina	9,391368473	0,24185197	0,491784472	31,25	74,22	27,34
LIT_SV1701_1	Nivel del tanque sv1701 de las purgas	6,977800219	0,00571991	0,075630095	35,16	19,53	15,63
PI-ST1701A-3	Presión de vapor en la segunda etapa dentro de la turbina	-13,232628	1,5771E-28	1,25582E-14	42,97	3,91	50,78
ZT-ST1701A-1	Desplazamiento de la turbina	0,074076135	1,1037E-09	3,32226E-05	42,97	449,22	3,91
ZT-ST1701B-1	Desplazamiento de la turbina	0,071581105	3,2292E-09	5,68259E-05	42,97	3,91	50,78
PI-ST1701B-5	Presión de aceite de la turbina	15,40951613	1,1366E-05	0,003371361	42,97	78,13	31,25
PI-ST1701A-4	Presión de vapor en el paso de la válvula PCV 1701A1	2,002727245	1,328E-05	0,003644194	42,97	50,78	3,91
PI-ST1701A-3	Presión de vapor en la segunda etapa en la turbina	-12,836305	2,9231E-05	0,005406592	42,97	50,78	3,91
PT_CT1701_4	Presión en la alimentación del sistema de enfriamiento de la planta	26,48490809	0,00185567	0,043077512	42,97	191,41	476,56
TE-ST1701B-12	Temperatura del aceite en las aspas de la turbina	152,5416221	0,0034364	0,058620848	42,97	39,06	23,44
TE-ST1701A-10	Temperatura en la transmisión del turbo generador	172,4977106	0,0058425	0,076436221	42,97	3,91	50,78
TE-ST1701B-9	Temperatura en la transmisión del turbo generador	168,6224156	0,00903361	0,095045323	42,97	50,78	3,91
TI-ST1701A-2	Temperatura de vapor en el interior de la turbina primera etapa	113,9343621	0,00927957	0,096330547	42,97	3,91	50,78
TE-ST1701B-100	Temperatura en la transmisión del turbo generador	167,5842189	0,01048527	0,102397585	42,97	3,91	50,78
TE-ST1701A-11	Temperatura del aceite en el eje de la turbina	173,5323175	0,0225097	0,150032317	42,97	3,91	15,63

TE-ST1701B-11	Temperatura del aceite en el eje de la turbina	174,5016222	0,04687996	0,216517816	42,97	46,88	35,16
PI-ST1701A-1	Presión de ingreso de vapor a la turbina	608,7930956	0,09781493	0,312753779	42,97	167,97	58,59
VT-ST1701A-1	Vibración en la turbina	10,00423901	0,24600411	0,49598801	42,97	74,22	457,03
PI-ST1701A-1	Presión de vapor en la primera etapa dentro de la turbina	138,3921311	0,68083021	0,825124359	42,97	50,78	3,91
PI-ST1701A-2	Presión de vapor en la primera etapa dentro de la turbina	117,019225	0,6853315	0,827847513	42,97	50,78	3,91
FT_ST1701A_1	Suministro de vapor sobrecalentado a la turbina	39499,77819	48581,9703	220,4131809	42,97	50,78	3,91
FT_ST1701B_1	Suministro de vapor sobrecalentado a la turbina	38243,38235	52551,2667	229,2406305	42,97	50,78	3,91
TE-ST1701A-13	Temperatura del aceite en el eje de la turbina	149,223219	0,00662138	0,081371863	46,88	97,66	85,94
FI-SG1701-20	Flujo de ingreso de aire a la caldera	38,5148661	0,05227998	0,228648163	46,88	11,72	3,91
TE-ST1701B-6	Temperatura del aceite en el eje de la turbina	142,8440576	0,00574175	0,075774335	50,78	31,25	11,72
FT_CT1701_1	Flujo de ingreso de agua de reposición a la torres de enfriamiento	-74,818038	3,1452E-06	0,001773474	58,59	316,41	265,63
PIT_E1706A_1	Presión en el condensador	-1,0275256	8,2922E-08	0,000287961	70,31	85,94	7,81
BI_X1300B (SCNR B)	Porcentaje de flama en la caldera	96,42615748	2,0565E-06	0,001434038	70,31	3,91	19,53
FI-SG1701-6	Flujo de ingreso de crudo a la caldera	-0,0096462	6,1318E-05	0,007830612	70,31	261,72	273,44
BI_X1300B(SCNR B)	Porcentaje de flama en la caldera	96,39082546	8,2759E-07	0,000909719	74,22	15,63	425,78
PIT_P1717A_1	Presión en la bomba A de las torres de enfriamiento.	-0,1338393	2,8488E-06	0,001687846	74,22	70,31	78,13
PDI-SG1701-8	Presión diferencial al ingreso de aire para evaporizar el crudo	0,113208846	3,4406E-06	0,00185488	74,22	82,03	27,34
PIT-P1706-1	Presión de alimentación de crudo	2,737253527	6,4852E-05	0,008053083	74,22	78,13	82,03
FI-SG1701-6	Flujo de ingreso de crudo a la caldera	-0,00225658	6,5887E-05	0,008117098	74,22	484,38	480,47
PI-ST1701A-5	Presión de aceite de la turbina	14,40062861	0,00049578	0,022266046	74,22	42,97	58,59
FT_P1710C_1	Flujo de agua del pozo 3 de agua	-6,71575464	0,00079796	0,02824818	74,22	70,31	226,56
FT_P1710B_1	Flujo de agua del pozo 2 de agua	7,424461664	0,00126125	0,03551403	74,22	226,56	70,31
PIT_E1706B_2	Presión en la alimentación de crudo	30,18183918	0,12620602	0,355254864	78,13	42,97	175,78
AIT_1703_1	analizador en el osmosis	8,985686153	0,0003434	0,018530975	101,56	140,63	160,16
PI-ST1701A-6	Presión de aceite de las válvulas neumáticas de ingreso de vapor a la turbina	140,5721756	0,00865035	0,093007269	156,25	58,59	265,63
PI-SG1701A-22	Presión el horno en la caldera	2,495350183	0,00287542	0,05362297	167,97	3,91	160,16

AI-SG1701-22	Escape de la caldera	3,395613614	0,02651931	0,16284751	167,97	160,16	3,91
PI-SG1701-33	Presión en la salida de vapor de la caldera después de salida de venteo	620,4333149	0,04824937	0,219657396	167,97	3,91	160,16
PIT-SG1701-34	Presión del cabezal de vapor	623,9350275	0,06202528	0,249048746	167,97	160,16	152,34
PIT-SG1702-34	Presión del cabezal de vapor	623,2487829	0,06434766	0,253668409	167,97	160,16	164,06
PI-SG1701-30	Presión en la salida de vapor de la caldera antes de salida de venteo	625,8282866	0,06464513	0,254254066	167,97	74,22	3,91
PI-SG1701-31	Presión en la salida de vapor de la caldera antes de salida de venteo	626,5930451	0,08026409	0,283309175	167,97	160,16	3,91
PI-ST1701A-1	Presión de ingreso de vapor a la turbina	607,4756697	0,08270476	0,287584346	167,97	50,78	42,97
PI-SG1701-30	Presión en el domo de la caldera	642,0249777	0,10037886	0,316826233	167,97	3,91	7,81
PT_SG1701_3	Presión de gas combustible de la caldera 1	22,96810805	0,22544853	0,474814208	167,97	164,06	136,72
FT_P1710A_1	Flujo de agua del pozo 1 de agua	120,5702052	0,00741218	0,086094007	175,78	195,31	226,56
FT_1703_1	Flujo a la salida del tanque T-1710 hacia el ósmosis	20,33102903	0,10448745	0,323245185	191,41	15,63	328,13
PIT_P1708_1	Presión de agua a la salida del condensador hacia el desaireador	36,8041681	0,02639818	0,162475164	296,88	453,13	480,47
ST-ST1701A-1	Revoluciones de la turbina	7855,647509	0,05307886	0,230388505	328,13	320,31	269,53
PT_SG1702_3	Presión de gas combustible a la caldera 2	22,96637599	0,16370184	0,404600837	359,38	339,84	386,72
PI-ST1701A-4	Presión de vapor en el paso de la válvula PCV 1701A1	2,001365168	0,0005781	0,024043659	375,00	367,19	386,72
LIT_T1707_1	Nivel del tanque de diesel	52,50507452	6,8174E-05	0,008256755	390,63	230,47	355,47
PIT_P1707_1	Presión de agua a la salida del condensador hacia el desaireador	35,9081097	0,0981474	0,313284856	425,78	15,63	19,53
PIT_P1719_1	Presión en la alimentación de los condensador de vapor de sello y enfriadores de aceite de las turbinas	47,54718855	0,00505245	0,071080581	441,41	42,97	273,44
PT_CT1701_1	Presión en el agua de enfriamiento de retorno.	9,276705293	0,00165462	0,040676995	468,75	261,72	121,09
PIT_P1717B_1	Presión en la bomba B de las torres de enfriamiento.	31,42577601	0,00461287	0,067918122	476,56	371,09	109,38
PIT_P1717C_1	Presión en la bomba C de las torres de enfriamiento.	34,67294394	0,004626	0,068014677	476,56	50,78	74,22

En la Tabla 4.1 se puede observar que en cuanto a la frecuencia de la transformada de Fourier existen grupos de variables que mantienen una tendencia similar. En el primer grupo se puede ver como las variables tienen componentes senoidales de 3,91 Hz y 7,91 Hz. En este grupo están la mayoría de las variables, casi un 70% de total de variables, pero esto no indica que éstas mantienen una tendencia similar en todo el proceso.

Ejemplo:

Dentro del grupo se tiene la temperatura de ingreso de agua a la caldera antes del economizador TI-SG1701-30 y la temperatura de ingreso de aire a la caldera TI-SG1701-20 que tienen el mismo espectro de frecuencias. En la Figura 4.3 se muestra la forma de dichas variables.

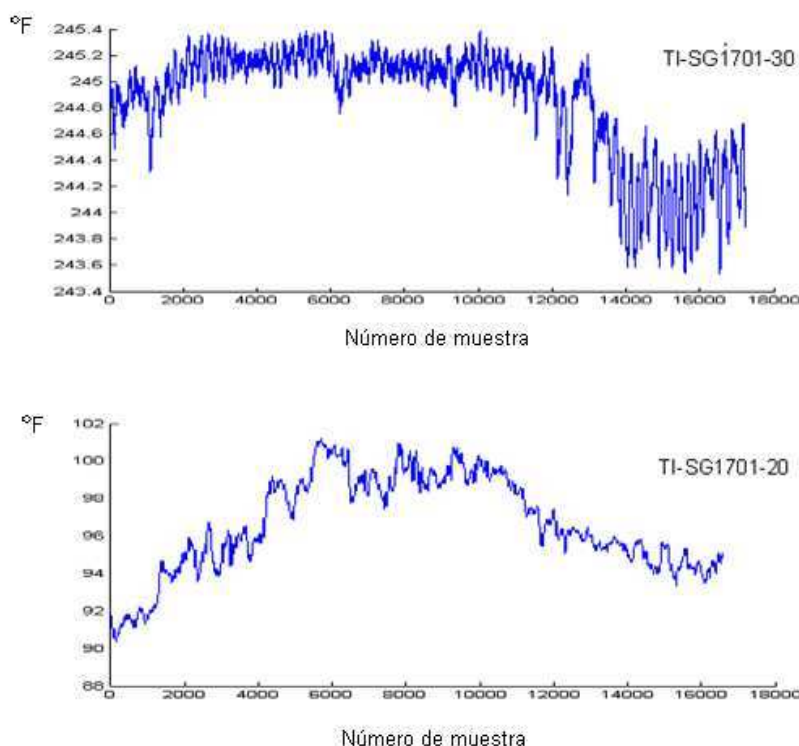


Figura 4.3 Formas de onda de los sensores TI-SG1701-30 y TI-SG1701-20

Estas variables, que tienen componentes senoidales similares, a pesar de que sus medias sean muy diferentes, son las variables que tienen un mismo proceso y que corresponden a los sensores situados en la caldera.

Existe otro grupo de variables que representan un 15% del total con un componente senoidal principal de 42,97 Hz, estas variables corresponden a los sensores situados en la turbina. Dentro de estas variables está el sensor de la presión de vapor en la turbina y el sensor del desplazamiento de la turbina.

El 15% restante corresponden a las variables que no siguen un patrón en conjunto. Dentro de éstas se encuentran: el sensor de nivel del tanque de diesel con una componente principal de 390,63 Hz y el sensor de revoluciones de la turbina 328,15 Hz.

En conclusión un gran porcentaje de las variables del proceso mantiene un patrón de comportamiento total de la planta.

A continuación se realiza una reconstrucción de la señal en base al espectro de frecuencia de la transformada de Fourier, para comprobar la validez de la Tabla 4.1. Se usará la temperatura de ingreso de agua a la caldera antes del economizador TI-SG1701-30.

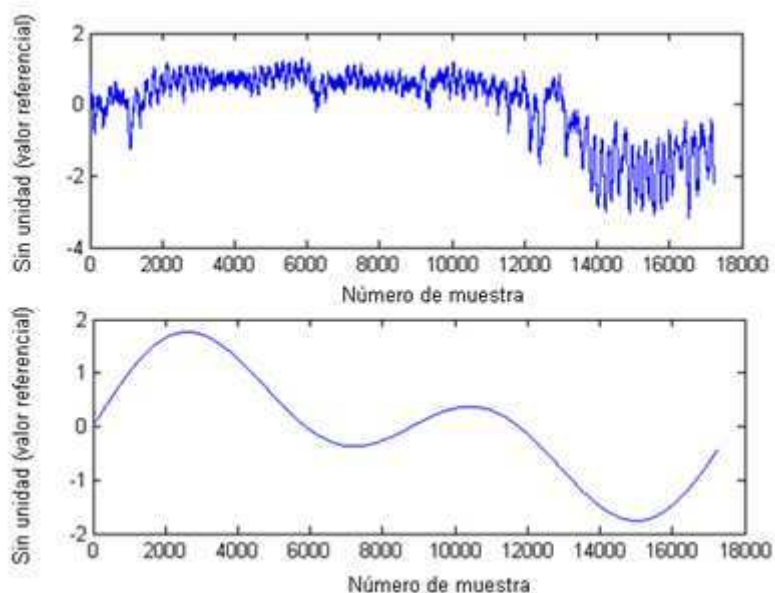


Figura 4.4 Formas de onda del sensor TI-SG1701-30 y su transformada de Fourier

El espectro de frecuencia de Fourier muestra la tendencia que tiene la señal de la variable por lo que queda demostrada la validez de los datos mostrados en la tabla 4.1.

4.2. SELECCIÓN DE DATOS HISTÓRICOS DE FALLAS RELEVANTES PARA EL ESTUDIO

Sistema de adquisición de datos y control.

A continuación se presenta del sistema de control de la planta para comprender mejor cómo se obtienen los datos históricos para el análisis.

El sistema de control total de la planta es un sistema SCADA, el cual está conformado principalmente por sensores, actuadores, transmisores, controladores, comunicaciones, interfaz HMI y base de datos.

A continuación se muestra un diagrama de un sistema SCADA estándar.

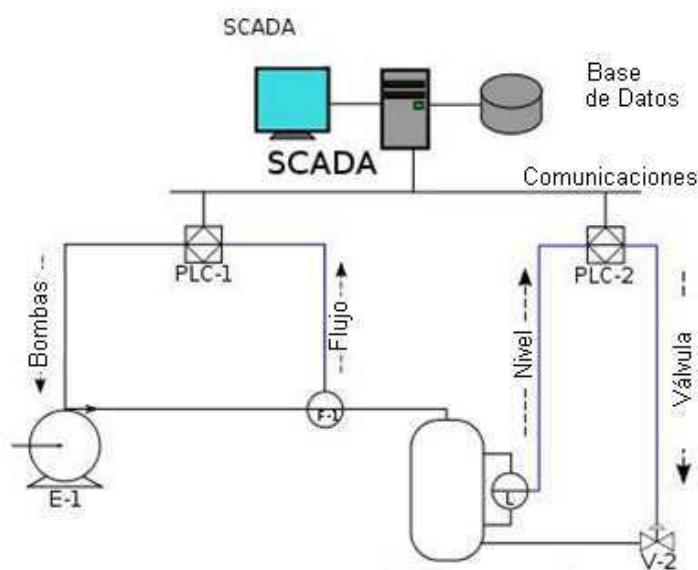


Figura 4.5 Sistema Scada.

En un sistema Scada hay 4 niveles:

- Nivel de E/S, aquí se encuentran los sensores y actuadores.
- Nivel de campo, aquí se encuentran PLC's, bloques de entrada y salidas, controladores y transmisores.
- Nivel de control, aquí se encuentran PLC's y PC's
- Nivel de gestión, aquí se encuentran las estaciones de trabajo o HMI.



Figura 4.6 Niveles del sistema Scada [20].

Como se puede observar todos los datos de los sensores y actuadores son llevados hasta el nivel de gestión donde se tienen las interfaces HMI y los servidores con la base de datos históricos del sistema, es aquí donde se obtienen los valores necesarios para el análisis estadístico.

A continuación se muestra un diagrama de la estructura del sistema de control de la planta.

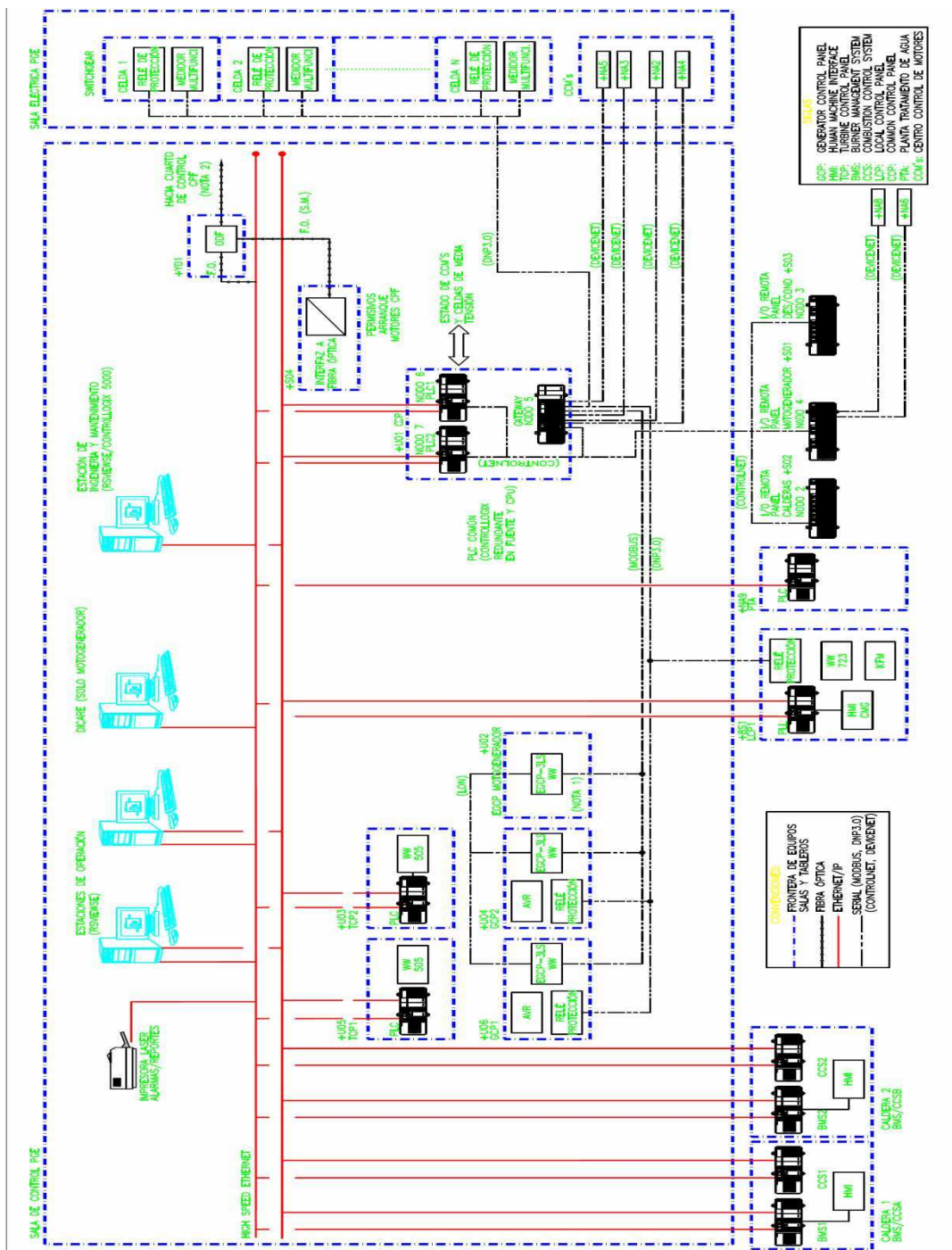


Figura 4.7 Esquema de control de la planta [20]

Como se puede ver en la figura 4.7, las estaciones de trabajo se basan en el software RSView SE, el cual contiene una base de datos con el historial de todas las variables de la planta.

Este software es el punto de partida para obtener las bases de datos históricas para el análisis.

RSView tiene un programa complementario llamado “RSView Enterprise File Viewer” con el cual se puede revisar los archivos de datos históricos de los diferentes sensores y actuadores de la planta.

RSView Enterprise File Viewer

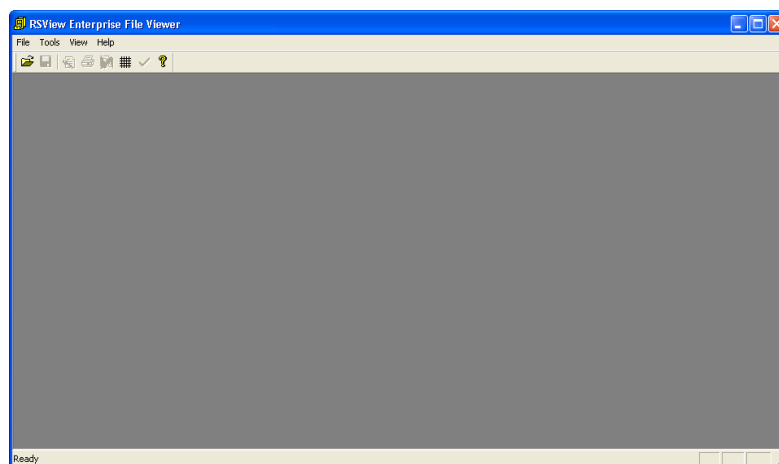


Figura 4.8 RSview

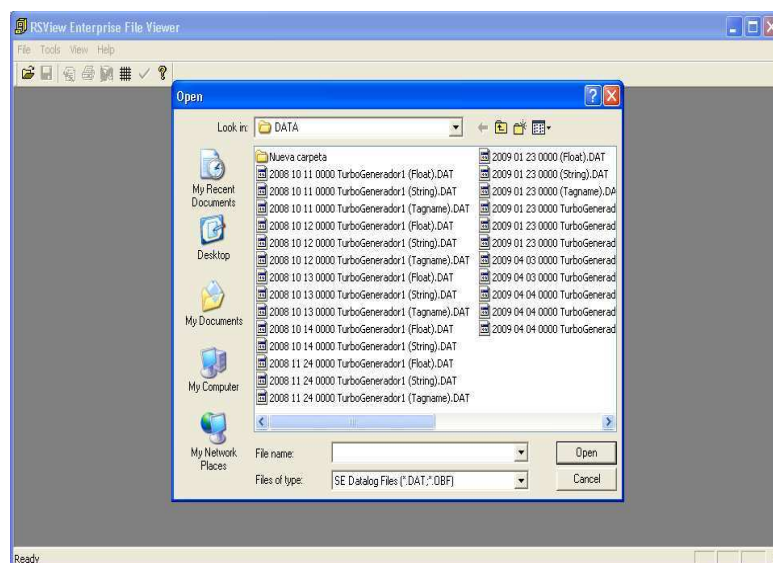
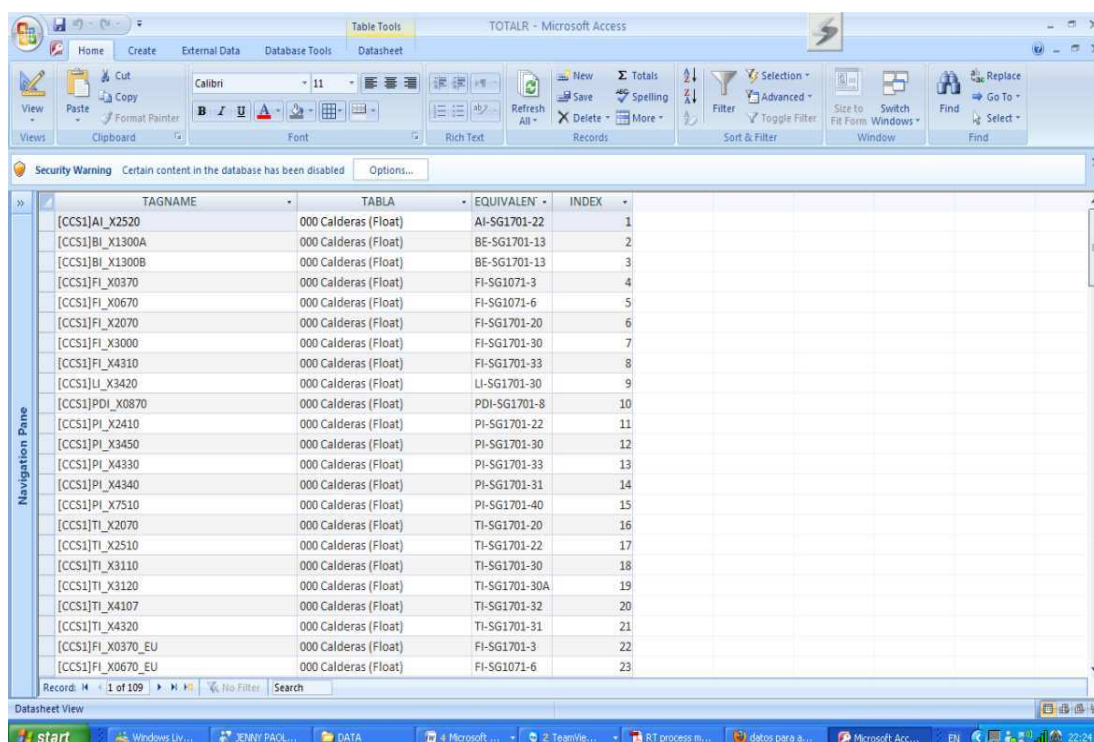


Figura 4.9 RSview bases.

Con ayuda del Programa RSVIEW se convierte los archivos .dat que contienen los datos históricos de los sensores y actuadores de la planta en archivo .mdb, que es una base de datos en Access, con lo cual puede modificarse y reorganizarse para el análisis estadístico de la planta. Para facilitar el análisis de la base de datos se crea una tabla indexada con todas las variables a ser analizadas y una tabla con los valores de todas las variables en función del tiempo. El software desarrollado en Matlab RPCA busca en la tabla indexada la variable que va a ser analizada en primera instancia para luego buscar en la tabla de históricos los valores correspondientes a ser analizados.

La tabla indexada contiene un listado de 163 variables (ya sean sensores o actuadores).



TAGNAME	TABLA	EQUIVALEN	INDEX
[CCS1]AI_X2520	000 Calderas (Float)	AI-SG1701-22	1
[CCS1]BI_X1300A	000 Calderas (Float)	BE-SG1701-13	2
[CCS1]BI_X1300B	000 Calderas (Float)	BE-SG1701-13	3
[CCS1]FI_X0370	000 Calderas (Float)	FI-SG1071-3	4
[CCS1]FI_X0670	000 Calderas (Float)	FI-SG1071-6	5
[CCS1]FI_X2070	000 Calderas (Float)	FI-SG1701-20	6
[CCS1]FI_X3000	000 Calderas (Float)	FI-SG1701-30	7
[CCS1]FI_X4310	000 Calderas (Float)	FI-SG1701-33	8
[CCS1]LI_X3420	000 Calderas (Float)	LI-SG1701-30	9
[CCS1]PDI_X0870	000 Calderas (Float)	PDI-SG1701-8	10
[CCS1]PI_X2410	000 Calderas (Float)	PI-SG1701-22	11
[CCS1]PI_X3450	000 Calderas (Float)	PI-SG1701-30	12
[CCS1]PI_X4330	000 Calderas (Float)	PI-SG1701-33	13
[CCS1]PI_X4340	000 Calderas (Float)	PI-SG1701-31	14
[CCS1]PI_X7510	000 Calderas (Float)	PI-SG1701-40	15
[CCS1]TI_X2070	000 Calderas (Float)	TI-SG1701-20	16
[CCS1]TI_X2510	000 Calderas (Float)	TI-SG1701-22	17
[CCS1]TI_X3110	000 Calderas (Float)	TI-SG1701-30	18
[CCS1]TI_X3120	000 Calderas (Float)	TI-SG1701-30A	19
[CCS1]TI_X4107	000 Calderas (Float)	TI-SG1701-32	20
[CCS1]TI_X4320	000 Calderas (Float)	TI-SG1701-31	21
[CCS1]FI_X0370_EU	000 Calderas (Float)	FI-SG1701-3	22
[CCS1]FI_X0670_EU	000 Calderas (Float)	FI-SG1071-6	23

Figura 4.10 Base de Datos .DAT

La tabla de valores de las variables, dentro de la base de datos .mdb, está formada con 163 variables de los diferentes puntos del proceso y 17.248 muestras de cada variable correspondiente a un día de operación.

TAGNAME	TTAGINDEX	TAGTYPE	TAGDATATYP	TABLA	EQUIVALENTE	INDEX
[CCS1]AI_X2520	1	2	1,000 Calderas (Float)	AI-SG1701-22		1
[CCS1]AIR_DEMAND	2	2	1,000 Calderas (Float)			2
[CCS1]BL_X1300A	3	2	1,000 Calderas (Float)	BE-SG1701-13		3
[CCS1]BL_X1300B	4	2	1,000 Calderas (Float)	BE-SG1701-13		4
[CCS1]FJL_X0370	6	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1071-3		5
[CCS1]FJL_X0670	7	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1071-6		6
[CCS1]FJL_X2070	8	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1701-20		7
[CCS1]FJL_X3000	9	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1701-30		8
[CCS1]FJL_X4310	10	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1701-33		9
[CCS1]FUEL_DEMAND	15	2	1,000 Calderas (Float)			10
[CCS1]LI_X3420	17	2	1,000 Calderas (Float)	LI-SG1701-30		11
[CCS1]FDI_X0870	21	2	1,000 Calderas (Float)	PDI-SG1701-8		12
[CCS1]PIL_X2410	22	2	1,000 Calderas (Float)	PI-SG1701-22		13
[CCS1]PIL_X3450	24	2	1,000 Calderas (Float)	PI-SG1701-30		14
[CCS1]PIL_X4330	25	2	1,000 Calderas (Float)	PI-SG1701-33		15
[CCS1]PIL_X4340	26	2	1,000 Calderas (Float)	PI-SG1701-31		16
[CCS1]PIL_X7510	27	2	1,000 Calderas (Float)	PI-SG1701-40		17
[CCS1]TIL_X2070	30	2	1,000 Calderas (Float)	TI-SG1701-20		18
[CCS1]TIL_X2510	31	2	1,000 Calderas (Float)	TI-SG1701-22		19
[CCS1]TIL_X3110	32	2	1,000 Calderas (Float)	TI-SG1701-30		20
[CCS1]TIL_X3120	33	2	1,000 Calderas (Float)	TI-SG1701-30A		21
[CCS1]TIL_X4107	34	2	1,000 Calderas (Float)	TI-SG1701-32		22
[CCS1]TIL_X4320	35	2	1,000 Calderas (Float)	TI-SG1701-31		23
[CCS1]BLR_MAST_MAN_DEM	41	2	1,000 Calderas (Float)			24
[CCS1]BLR_MAST_OUT	42	2	1,000 Calderas (Float)			25
[CCS1]BLR_MAST_PV	43	2	1,000 Calderas (Float)			26
[CCS1]FJL_X0370_EU	45	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1701-3		27
[CCS1]FJL_X0670_EU	46	2	1,000 Calderas (Float)	FI-SG1071-6		28
[CCS1]FJY_X0370	53	2	1,000 Calderas (Float)	FCV-SG1701-3		29
[CCS1]TOTAL_AIR_FLOW	63	2	1,000 Calderas (Float)			30

Figura 4.11 Base de Datos .mdb

Descripción del las pruebas a realizarse.

Una de las primeras pruebas esenciales en el proyecto, es estudiar el comportamiento del algoritmo desarrollado en Matlab en un día común de funcionamiento de la planta, y comprobar la confiabilidad del mismo, para esto es necesario seleccionar un banco de datos y revisar que en ese día en particular no haya existido una parada de la planta por fallos.

El día seleccionado para la prueba preliminar es el 9 de Abril del 2010. Con este banco de datos se realizarán las primeras pruebas para así estudiar el comportamiento del algoritmo RPCA.

Para la segunda prueba se seleccionará un día donde haya un grave problema que ocasione que la planta tenga una para total. Se investigó un evento en particular que ocurrió el 26 de Febrero del 2009. El primer evento fue que las calderas se quedaron sin agua debido a una falla en las bombas de alimentación, por lo tanto la primera señal fue el aumento de temperatura en el domo, accionando las protecciones de la planta para detenerla.

Con este bloque de datos se comprobará la efectividad del algoritmo RPCA para detectar e identificar las fallas.

En el siguiente gráfico se puede observar el cambio brusco de temperatura en el domo de la caldera en el momento de la falla registrada el 26 de febrero del 2009.

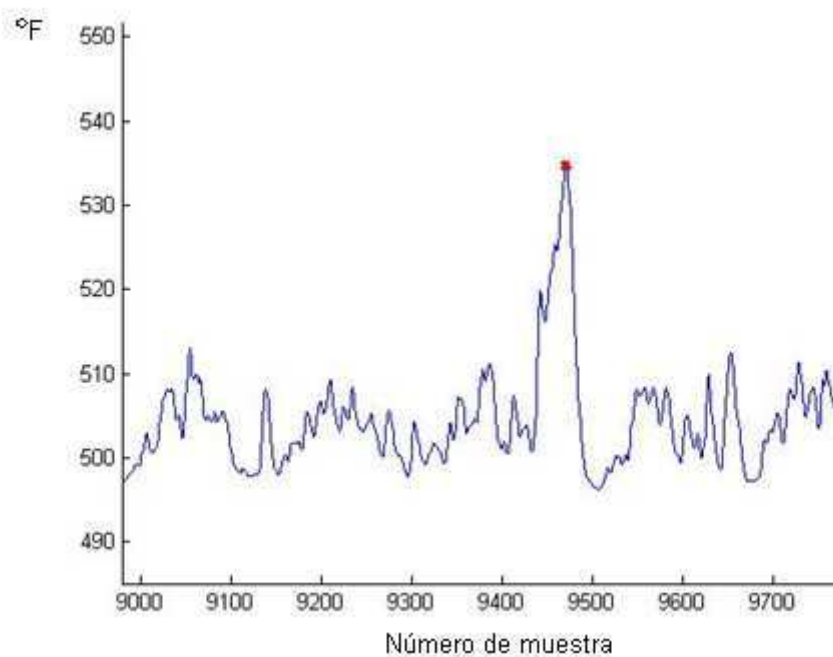


Figura 4.12 Formas de onda del sensor de temperatura en el domo superior

Según como se vaya desarrollando las pruebas planteadas y al analizar los resultados obtenidos, se harán nuevas pruebas para mejorar el algoritmo.

Como se verá en el Capítulo 5 después de los resultados obtenidos en las pruebas #1 y #2, se determina realizar dos pruebas más. Para la prueba #3 se

toma un grupo de 28 variables correspondientes al proceso de la caldera 1 en un día normal de funcionamiento.

Para la prueba #4 se selecciona las mismas 28 variables de la caldera 1 pero un día en que se produjo una falla, ésta es la fecha del 26 de febrero del 2009 que es la misma que se utilizó para la prueba #2.

Como se mencionó en el Capítulo 2 en el subtema 2.2.2. “Diagnóstico de fallas”, después de las cuatro primeras pruebas realizadas se determinó que la matriz de contribuciones no entregaba un resultado confiable en cuanto a identificar la falla, por lo que se buscó una alternativa para esta parte del análisis estadístico.

El algoritmo aplicado está explicado en el Capítulo 2, por lo que es necesario realizar nuevas pruebas aplicando el nuevo algoritmo para encontrar la matriz de contribuciones y por ende identificar la falla.

Por lo tanto, se realiza dos pruebas más que son la repetición de las pruebas #1 y #2, pero con el nuevo algoritmo para la matriz de contribuciones.

4.3. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE RPCA EN MATLAB

El primer paso de este sistema de monitoreo de componentes principales recursivos, es implementar en el software Matlab las sentencias necesarias para recuperar los datos de los archivos, MDB, donde están los datos históricos y generar una matriz que estará conformada con las variables del proceso y sus valores durante todo el día de operación.

Se crea además una interfaz para facilitar las pruebas a realizar.

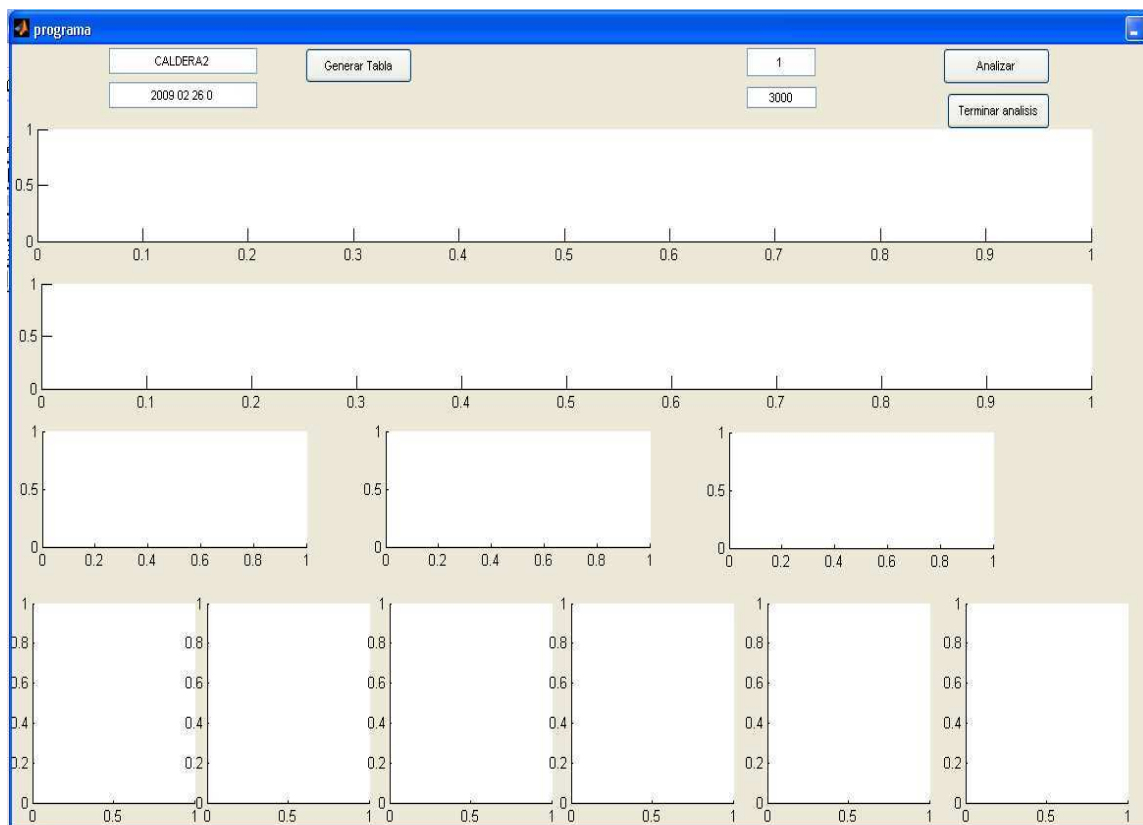


Figura 4.13 Software de análisis RPCA

En la parte superior izquierda están las opciones para crear la matriz de datos, en donde se escribe qué subsistema del proceso se va a utilizar y la fecha, que es el nombre del archivo de donde se saca los datos históricos. En la parte superior derecha están las opciones que definen las dimensiones de la matriz que se selecciona de la matriz principal para la creación del modelo PCA para iniciar el análisis.

El algoritmo implementado en el software descrito está estructurado de la siguiente manera:

En la primera parte está la recopilación de datos para formar una matriz con todas las variables y muestras del proceso de un día completo, un total de 17.246 muestras y 156 variables.

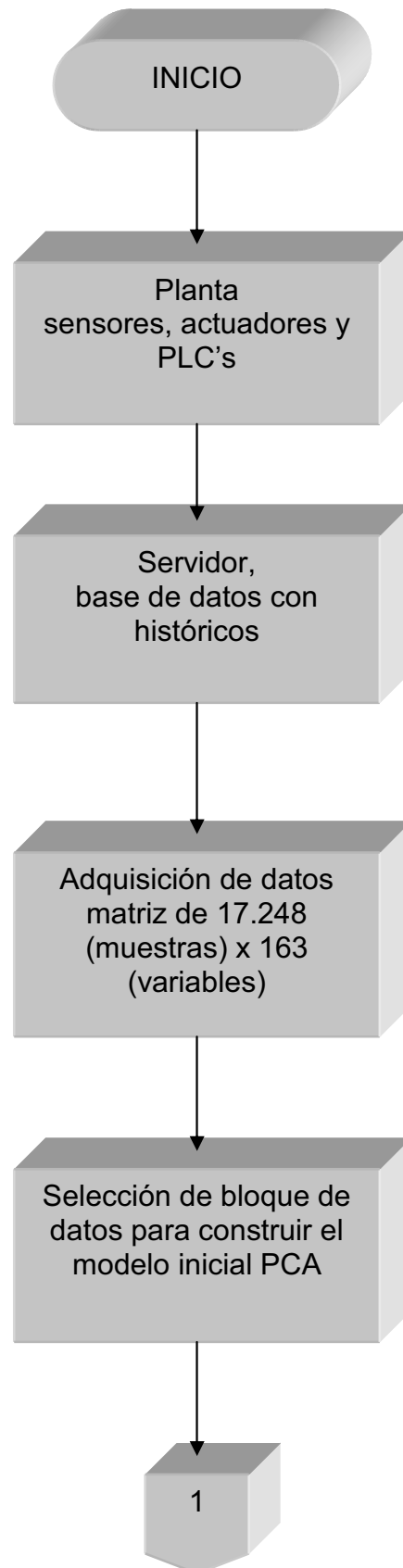
Luego se escoge un bloque de datos para crear el modelo PCA inicial, éste debe ser de un periodo donde la planta tenga un funcionamiento normal, el bloque de datos se lo normaliza para encontrar el modelo inicial.

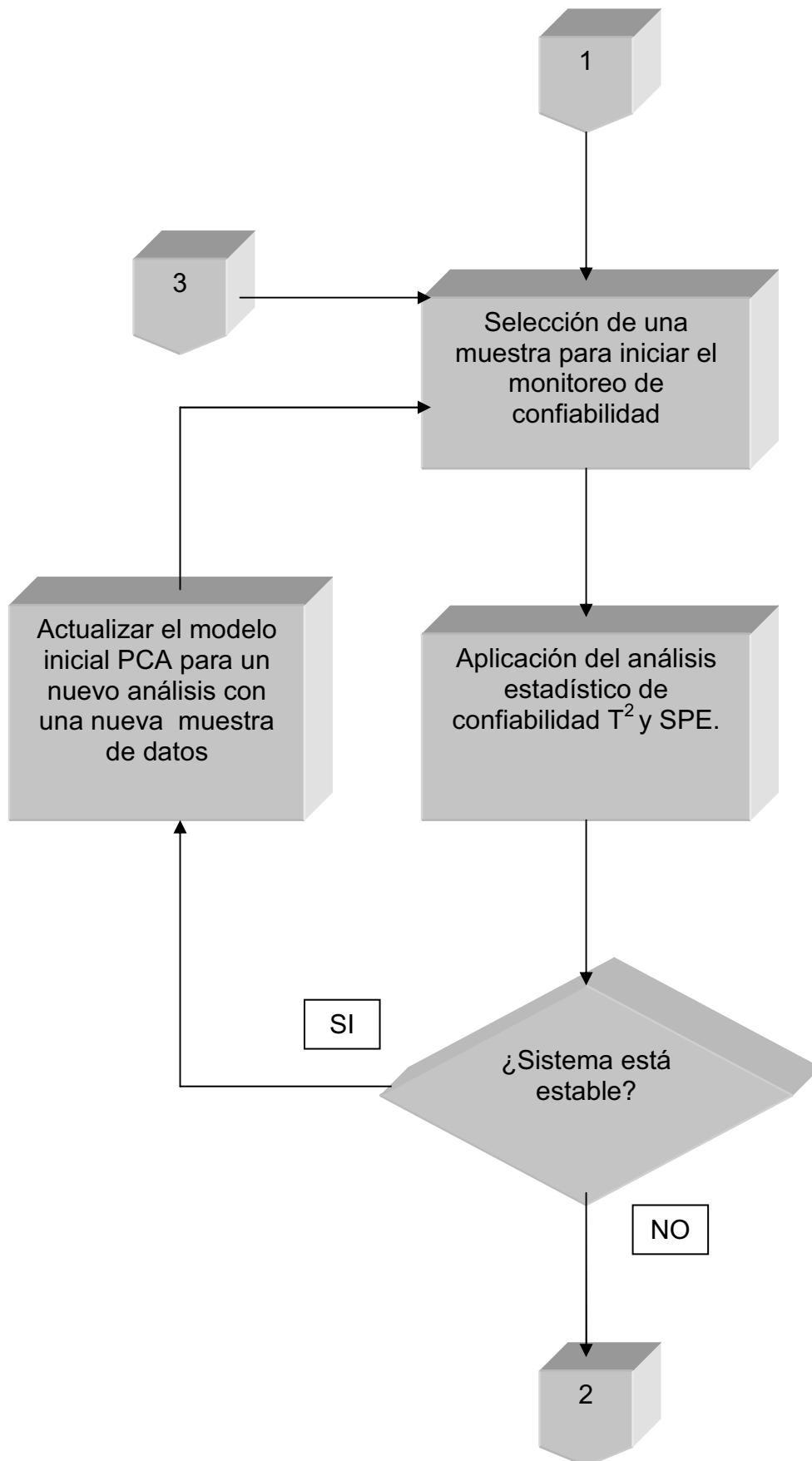
Posteriormente se inicia el muestreo de la planta adquiriendo una muestra de datos para reconstruir el modelo y aplicar el análisis estadístico Hotelling T^2 y el análisis Q SPE para determinar la estabilidad del proceso.

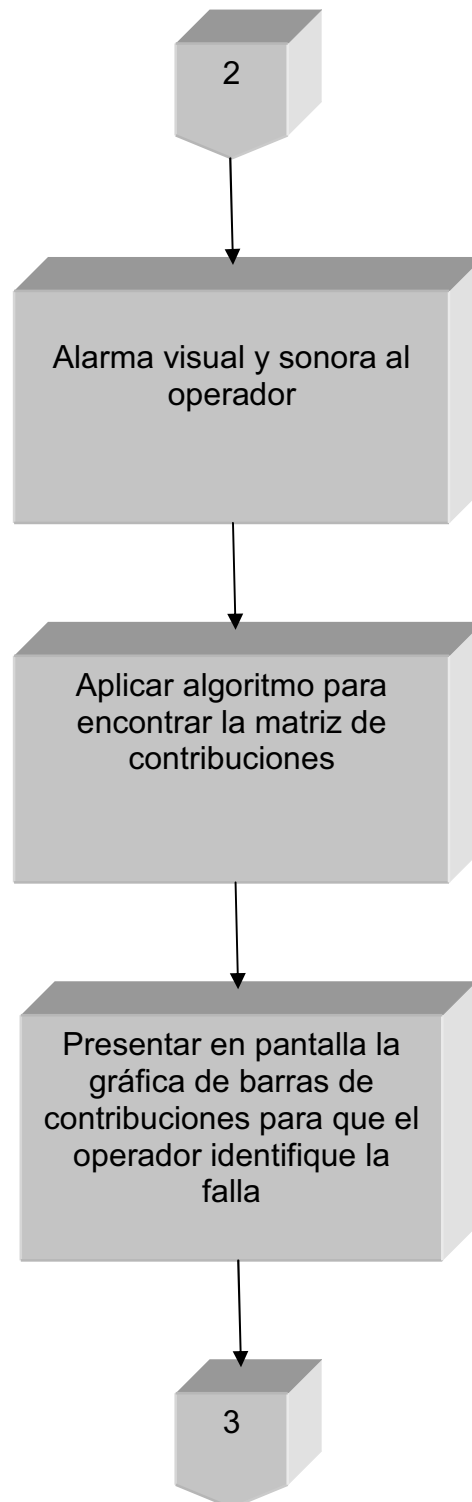
Si los análisis de estabilidad T^2 y SPE indican que el sistema está dentro del funcionamiento normal, es decir, que no ha salido de los límites de confiabilidad, se actualiza el modelo inicial PCA con la muestra analizada para posteriormente tomar una nueva muestra y continuar con el siguiente análisis de confiabilidad.

En caso de que el análisis de confiabilidad T^2 y SPE indiquen que el proceso salió del funcionamiento normal de la planta, es decir, que sobrepasó los límites de confiabilidad, se dará una alarma visual al operador y se aplicará la matriz de contribuciones para obtener la gráfica de barras para identificar la variable que causa la falla, la muestra analizada que ocasiona una falla no será utilizada para actualizar el modelo PCA.

A continuación se muestra el diagrama de flujo del software del algoritmo RPCA







4.4. ESTUDIO DE LA APLICABILIDAD DEL ALGORITMO DE RPCA PARA ANTICIPACIÓN DE FALLAS

A continuación se muestra el esquema completo del sistema con algoritmo recursivo de componentes principales RPCA incluyendo el sistema de la planta, adquisición de datos y software que es necesario para su aplicación.

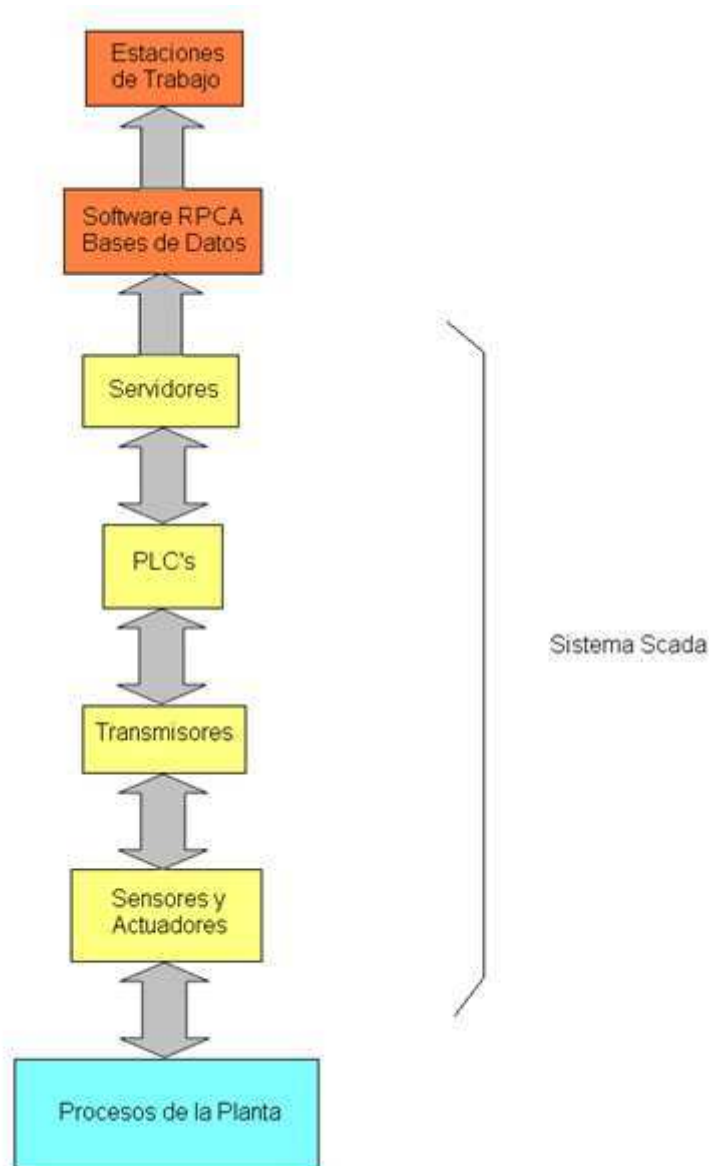


Figura 4.14 Diagrama del Sistema Scada de la Planta

Las condiciones que deben cumplir la planta o el proceso a ser monitoreado son las siguientes:

Debe existir un sistema completo de instrumentación del proceso, es decir que la planta posea sensores que recojan la mayor información de las variables de los diferentes procesos de la planta, además de actuadores para tener un buen control de los mismos.

Estos instrumentos deben tener transmisores que conviertan y acondicionen la señal para que sea compatible con los PLC's.

Los PLC's deben pertenecer a una red para que todos los procesos estén interconectados y que puedan enviar la información necesaria a los servidores e interfaces hombre máquina (HMI).

Los servidores deben guardar la información proveniente de la red de PLC's de toda la instrumentación de la planta en una base de datos, para posteriormente ser aplicadas al análisis estadístico RPCA para el monitoreo de la planta.

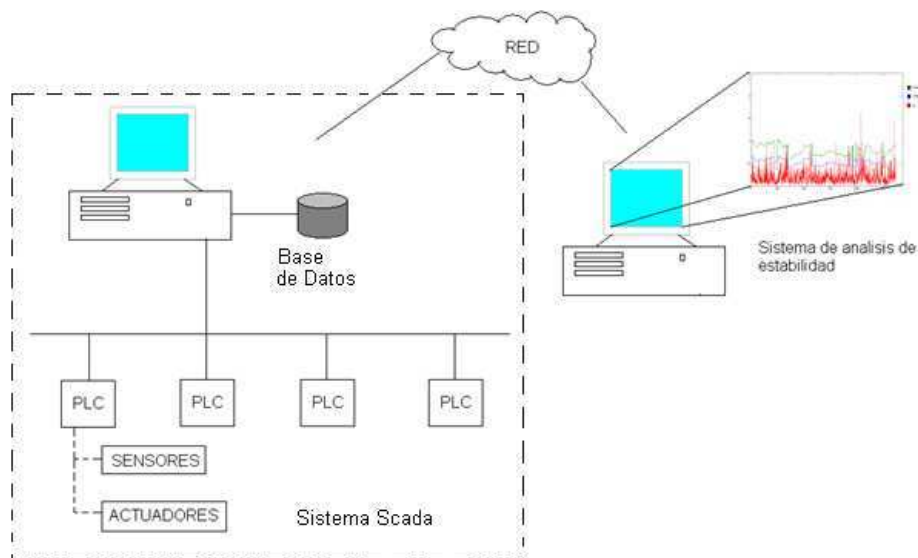


Fig. 4.16 Sistema análisis de estabilidad

Como se ha analizado en los subcapítulos 4.1 y 4.2, la planta cuenta con la instrumentación necesaria para tener toda la información posible sobre el

comportamiento de la misma. A continuación se muestra una descripción de la instrumentación principal de cada proceso.

1. Caldera

Sensores

- SG1701-30A (sensor de temperatura en el ingreso de agua a domo de vapor).
- FI-SG1701-30 (sensor de flujo del ingreso de agua al economizador).
- FI-SG1702-33 (sensor de flujo de la salida de vapor sobrecalentado).
- TI-SG1701/2-31 (sensor de temperatura del vapor sobrecalentado a la salida del domo).
- TI-SG1701/2-31(sensor de temperatura en el ingreso de agua de enfriamiento al domo de vapor).
- FI-SG1701/2-3 (sensor de flujo de ingreso de gas a la caldera).
- FI-SG1701/2-6 (sensor de flujo de ingreso de crudo a la caldera).
- FI-SG1701/2-20 (sensor de flujo de ingreso de aire a la caldera).
- TI-SG1701/2-20 (sensor de temperatura de ingreso de aire a la caldera).
- TI-SG1701/2-22 (sensor de temperatura en el escape de la caldera).
- AI-SG1701-22 (sensor de análisis de oxígeno en el escape de la caldera).

Actuadores

- FCV-SG1701-30 (válvula de control de flujo de ingreso de agua al economizador).
- FCV-SG1701/2-32 (válvula de control de ingreso de agua de enfriamiento al domo de vapor).
- FCV SG1701/2-20 (compuerta de ingreso de aire).

- FCV SG1701/2-6 (válvula de control de flujo de ingreso de crudo a la caldera).
- FCV SG1701/2-3 (válvula de control de flujo de ingreso de gas combustible a la caldera).

2. Turbina

Sensores

- PI- ST1701A-4 (sensor de presión del sistema de vapor de sello).
- TI-ST1701A/B (sensor de temperatura en la turbina).

Actuadores

- SCV-ST1701A-2 (válvula electro-hidráulica que controla el ingreso de vapor a la turbina).
- PCV-1701A1(válvula de control de presión de vapor).
- SV-ST1701A-3(válvula de corte de agua de atemperación).

3. Condensador

Sensores

- LT-E1706A/B-1(sensor que mide el nivel de agua en el pozo del condensador).
- PIT-E1706A/B-1 (sensor de presión en el condensador).

Actuadores

- LCV- E1706A-1/B-1(válvula neumática de la salida del condensador al desaireador)

4. Torres de enfriamiento

Sensores

- LT-CT1701-1(sensor de nivel).

Actuadores

- LCV- CT1701-1(válvula que controla el ingreso de agua de reposición a la piscina).

5. Captación de agua

Sensores

- LT-T1711-1 (sensor de nivel).
- LT-T1711-2 (sensor de nivel de agua clarificada).
- LIT-T1710-1 (sensor de nivel en el tanque T-1710).

Actuadores

- P1710A/B/C (control de arranque de las 3 bombas de agua de pozo).
- P1713A/B (control de arranque de las 2 bombas de agua clarificada).
- P-1714A/B (control de arranque de las 2 bombas).

6. Cabezal principal de vapor

Sensores

- PIT-SG1701A/B-34 (sensor de presión).

Actuadores

- SG-1701A/B (válvulas de control de combustión de la caldera).

7. Desaireador

Sensores

- LT-DH1701-1 (sensor de nivel).
- PT-DH1701-1 (sensor de presión en el desaireador).

Actuadores

- LCV-DH1701-1 (la válvula de control de regulación agua de reposición).
- PCV-DH1701-1 (válvula de control de ingreso de vapor sobrecalentado).

Además la planta cuenta con el sistema Scada necesario para centralizar los datos de los procesos en un servidor central. Por todo lo expuesto la planta en un

principio cumple con los requerimientos mínimos para que el sistema de análisis estadístico RPCA sea aplicado.

Ahora se hace un análisis en cuanto a experiencia de otros proyectos en cuanto a la efectividad de la aplicación de RPCA en la identificación y anticipación de fallas.

Como una referencia está el paper de monitoreo estadístico de una planta de tratamiento de agua [23].

El paper trata del diseño, implementación y monitoreo en tiempo real de la planta de tratamiento de agua.

El software desarrollado en LABVIEW que está implementado en el paper permite la ejecución en tiempo real de técnicas avanzadas de monitoreo que detectan e identifican las fallas.

EL software de monitoreo está basado en varias etapas:

- Adquisición de datos (DQA) para recoger información de la planta.
- Procesamiento de datos.
- Aplicación del algoritmo.
- Monitoreo (KDU) de la planta en base de los resultados del RPCA.
- Identificación de fallas (FDI).

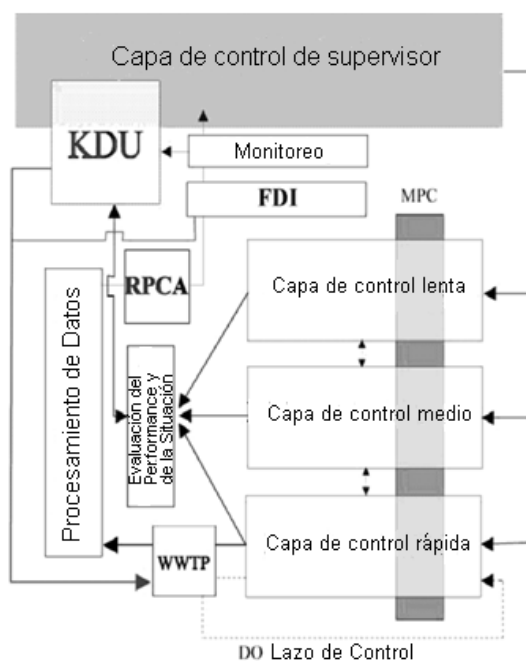


Figura 4.17 Esquema del software de monitoreo

Como conclusión del proyecto de tratamiento de aguas residuales con algoritmo RPCA se obtuvo que:

El algoritmo RPCA se puso a prueba en línea durante tres días, utilizando un modelo generado a partir de un banco de datos de dos semanas. Desde las primeras observaciones estaba claro que la operación de la planta en el momento de la prueba había cambiado considerablemente. Sin embargo, esto no fue un problema para que el algoritmo RPCA detecte correctamente una falla.

Los resultados de la fase de pruebas confirman que el estadístico T^2 fue más sensible al proceso de cambios que el estadístico Q. Otros análisis también mostrando las limitaciones de la matriz de contribución para el aislamiento de fallos.

Cabe señalar que las limitaciones causadas por la disponibilidad de datos y la inviabilidad de algunas medidas han restringido la prueba completa del sistema de monitoreo del proceso.

Sin embargo, la combinación de las pruebas on-line y off-line han puesto de manifiesto las ventajas de una herramienta recursiva como RPCA.

Después de lo expuesto referente a la estructuración de la planta y de la experiencia de otros proyectos respecto a la aplicación del algoritmo RPCA se plantea la siguiente pregunta:

¿Se puede aplicar el algoritmo RPCA para la anticipación de fallas en la planta de generación eléctrica a vapor?

Con lo explicado anteriormente se puede concluir que sí es posible aplicar el algoritmo RCPA basándose en los siguientes aspectos:

- 1) La planta cuenta con un sistema de adquisición de datos necesarios para obtener toda la información posible que indique el comportamiento real de la planta.
- 2) La planta cuenta con un sistema SCADA que centraliza todos los datos recogidos en una sola base de datos facilitando la aplicación del análisis estadístico.
- 3) Existe la tecnología necesaria en cuanto a la capacidad del computador y el software necesario para implementar el algoritmo RPCA para identificar y anticipar las fallas.
- 4) Existen ya antecedentes de la aplicación del algoritmo RPCA en procesos con características similares en cuanto al control de la planta en donde se obtuvo resultados satisfactorios en la anticipación e identificación de fallas.

4.5. LIMITACIONES PRÁCTICAS PARA LA APLICACIÓN DE RPCA PARA IDENTIFICACIÓN Y ANTICIPACIÓN DE FALLAS.

A continuación se analiza las posibles limitaciones prácticas que se pueden presentar en la aplicación del algoritmo RPCA.

Se hace un análisis del software RPCA, del hardware, de la planta y del factor humano (en este caso el operador) que es una pieza importante del sistema de detección y anticipación de fallas.

1.- SOFTWARE RPCA EN MATLAB

El sistema de análisis hace un monitoreo en tiempo real y muestra el comportamiento de la planta con un simple gráfico que ayuda al operador a anticiparse a fallas y evitar una parada total de la planta.

Una de las posibles limitaciones es el tiempo necesario que conlleva la recolección de datos, análisis y presentación de resultados al operador.

A continuación se analiza el software de análisis estadístico recursivo de componentes principales.



Figura 4.18 Esquema del software RPCA en Matlab

Como se observa en la Figura 4.18 el primer paso es la recolección de las variables de todos los sensores de la planta. El tiempo necesario para esta tarea dependerá de la rapidez del sistema SCADA. Esto implica a los sensores o actuadores, transmisores, PLC's y servidores.

El segundo paso es guardar la información en la base de datos del servidor. Actualmente el tiempo entre cada muestra tomada del sistema SCADA y guardada en la base de datos es de 5 segundos.

Es decir, el software tiene aproximadamente 5 segundos para recoger los datos de la base en el servidor, procesarlos y presentarlos en la interfaz HMI al operador antes de que la nueva muestra de datos sea guardada en la base del servidor para su análisis.

El software RPCA necesita 0,6 segundos para tomar los datos de la base del servidor, normalizarlos, aplicar el algoritmo RPCA y el análisis de estabilidad Q y T^2 , presentar en la interfaz HMI las gráficas de estabilidad y de barras de la matriz de contribuciones. Por lo tanto, existe un tiempo de sobra de 4,4 segundos en el análisis, por lo que, el tiempo necesario que conlleva la recolección de datos

(valores de sensores, actuadores y PLC's), análisis y presentación de resultados al operador no es una limitación.

Esta medida fue tomada en un computador con un procesador de 1,8 GHz y un 1GB de memoria RAM.

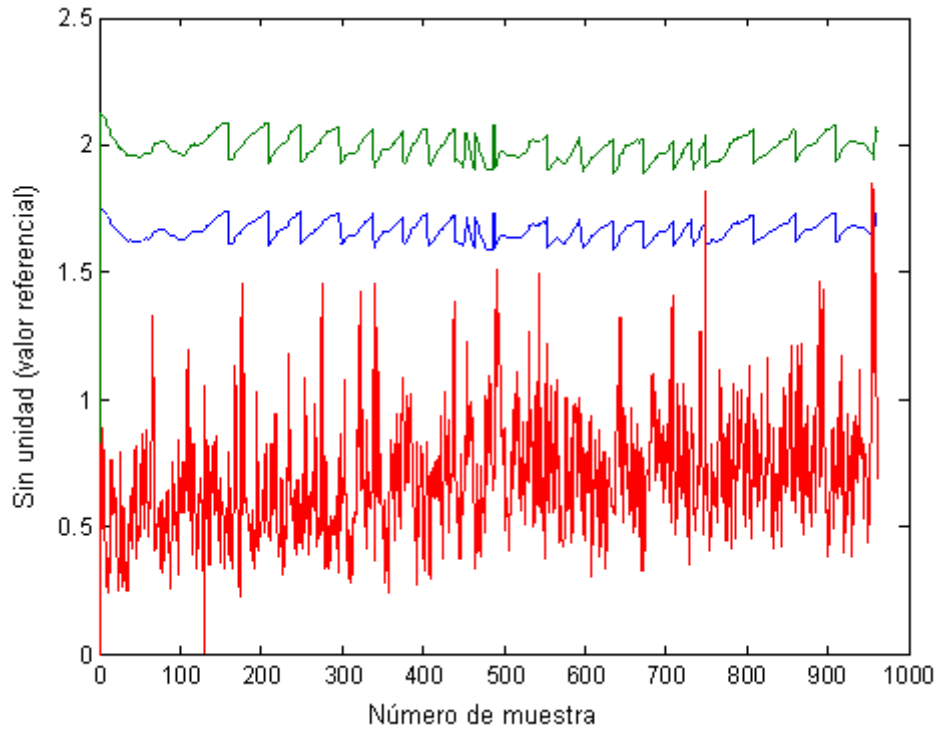


Fig. 4.19 Gráfico de estabilidad Q y T^2

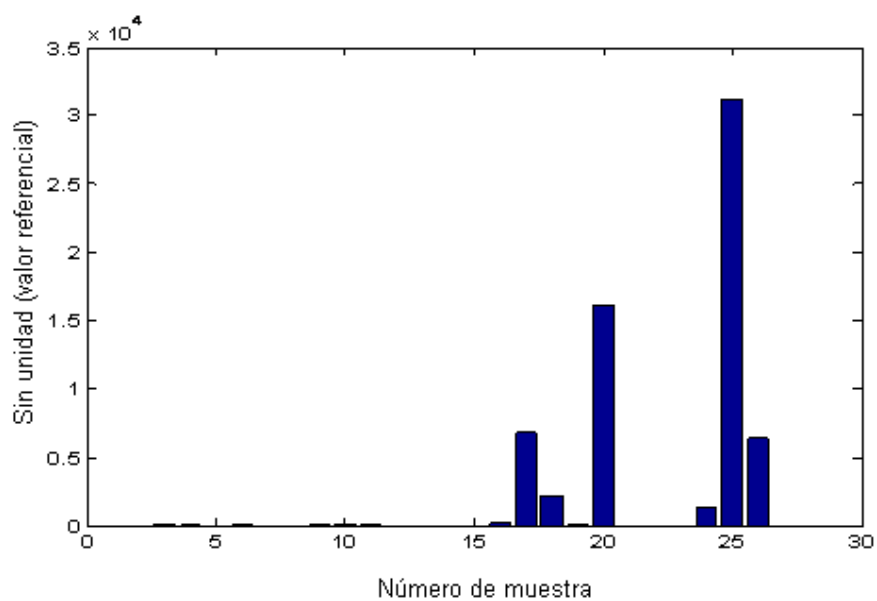


Fig. 4.20 Barras de confiabilidad en la muestra

2.- HARDWARE DE LA PLANTA

Como ya fue explicado en los capítulos anteriores la planta cuenta con un sistema SCADA que recopila la información de toda planta y las almacena en un servidor principal.

Lo que analiza ahora es la rapidez con que el sistema SCADA es capaz de recopilar datos, procesarlos y almacenarlos en el servidor. Como se menciona en el punto anterior el sistema SCADA tiene un tiempo de muestreo de 5 segundos lo cual es suficiente para que el sistema pueda realizar el monitoreo de la planta sin retardos.

La limitación está en cuanto al número de variables que posee la planta, un total de 156, que hacen difícil identificar la falla.

Además, el sistema no es constante, varía mucho en el tiempo debido a factores externos ajenos al mismo como por ejemplo el medio ambiente. Esto se trata de contrarrestar con la actualización del modelo PCA, llamado también Recursivo PCA. Pero esto conlleva a otra dificultad, la actualización del modelo cuando el proceso está sufriendo una anomalía progresiva, no instantánea, que el sistema de análisis RPCA puede interpretar como un funcionamiento normal, para que poco a poco lleve a la planta a un punto inestable de funcionamiento, ocasionando la para de la planta sin que el análisis RPCA lo detecte.

3.- EXPERIENCIA DEL OPERADOR

Un factor muy importante a tomar en cuenta en esta tesis está en que, después de presentar las gráficas de estabilidad con las posibles fallas y la gráfica de contribuciones al operador, el resultado final del sistema RPCA dependerá de las decisiones que tome el operador frente a una posible falla.

Todo dependerá del conocimiento y experiencia que posea el operador en cuanto al funcionamiento de la planta, ya que, dependiendo del comportamiento de la

misma en una posible falla, el operador deberá tomar acciones ya sea en los actuadores o parámetros de los PLC's, para con resultado de estas modificaciones, la planta vuelva a su funcionamiento normal y evite las posibles fallas.

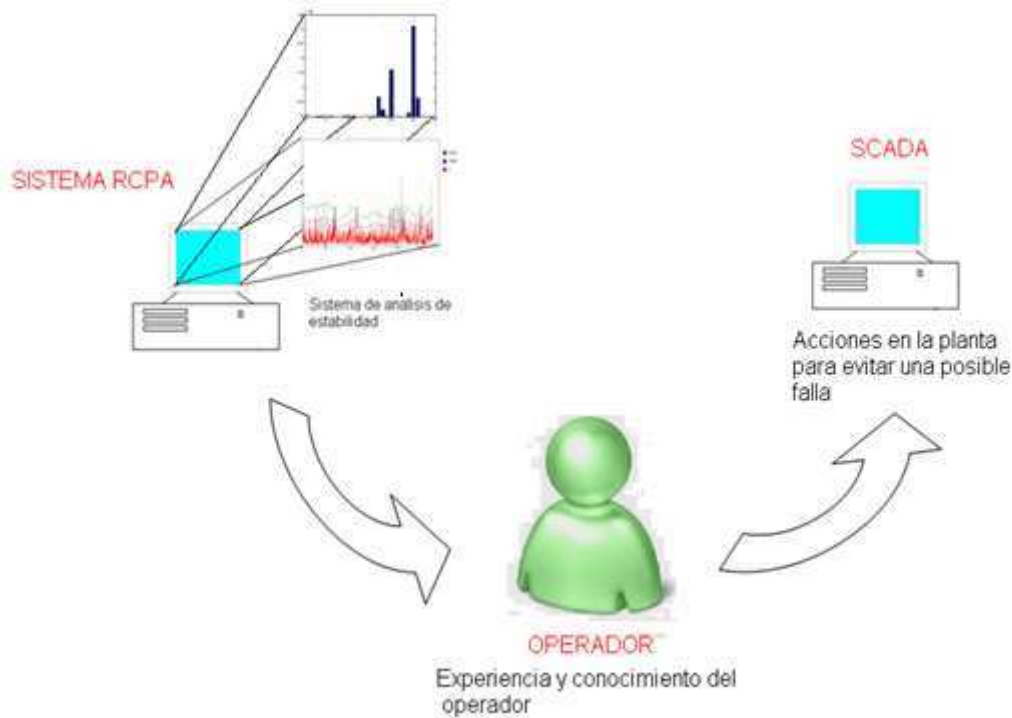


Fig. 4.21 Tarea del Operador

Ante esta situación, una solución y alcance a esta tesis sería la creación de un sistema inteligente basado en redes neuronales, que tenga capacidad de tomar acciones automáticas sobre el proceso, para así evitar las fallas basadas en el análisis de estabilidad.

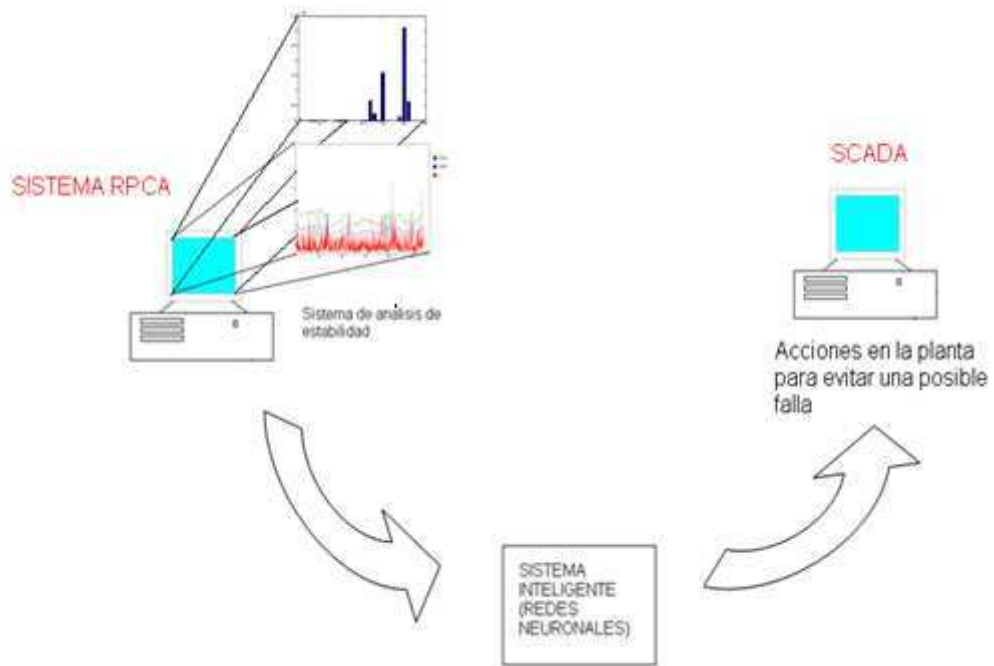


Fig. 4.22 Redes neuronales para tomar acciones automáticas

CAPÍTULO 5

PRUEBAS Y RESULTADOS

Como punto de partida de los datos históricos del sistema SCADA de la planta se selecciona un total de 163 variables principales que corresponden a toda la planta y 17.248 muestras que pertenecen a los valores de las variables durante un día completo.

Se crea entonces una matriz de datos por cada día y se seleccionan dos días importantes en la planta: uno donde ocurrió una falla que ha llevado a la parada de la planta, y otro de funcionamiento normal de la planta.

Las 163 variables comprenden sensores de presión, temperatura, flujo, totalizadores, válvulas de control de presión, temperatura y flujo de todos los sectores de la planta como son la caldera 1, caldera 2, cabezal de presión, suministro de combustible, aireadores 1 y 2, nivel de condensadores 1 y 2, tratamiento de agua, torres de enfriamiento, purgas de calderas, sistema de vapor y drenaje 1 y 2, sistema de aceite 1 y 2, y sistema de aire de instrumentación.

En las secciones siguientes se describen las pruebas que se realizaron.

5.1 PRUEBA 1

En esta prueba se utiliza la matriz completa con las 163 variables y 17248 muestras correspondientes al 9 de Abril del 2009 donde la planta tuvo un día común de funcionamiento, con el objeto de verificar el funcionamiento del algoritmo.

Se escoge una sección de la matriz para crear el modelo de PCA inicial para el análisis. Para determinar cuántas muestras son necesarias para obtener un modelo eficaz para el análisis estadístico se emplea la siguiente fórmula, tomada de [13].

$$\epsilon = \frac{\frac{m(n-1)(n+1)}{n(n-m)} F_{\alpha}(m, n-m) - X_{\alpha}^2(m)}{X_{\alpha}^2(m)} \quad (5.1)$$

Donde ϵ es el error relativo entre el umbral que se obtiene con n muestras en comparación con el umbral que se obtendría con infinito número de muestras.

n es el número de muestras requeridas.

m es el número de variables.

En [13] se muestra una tabla para un error de 0,10 y $\alpha=0,5$, donde se observa que para una cantidad de 200 variables es necesario un mínimo de 2.210 muestras, por lo tanto para las pruebas de 163 variables basta con unas 2.000, pero para un mejor resultado del análisis se escoge unas 3.000 muestras de la matriz principal.

El primer paso al aplicar el algoritmo es normalizar la matriz de datos. Para esto se debe encontrar la matriz de desviación estándar y luego diagonalizar la misma para así poder normalizar la matriz de datos.

En este punto se presenta un error, ya que algunas variables del proceso son constantes durante todo el tiempo. Esto provoca que la matriz de desviación estándar tenga un valor de cero donde la variable es constante. Cuando se diagonaliza esta matriz se mantiene los valores de cero en la diagonal, ocasionando que al sacar la inversa de la matriz diagonal de la desviación estándar se cree una matriz de valores infinitos, lo que provoca que no se pueda aplicar el algoritmo.

Esto es lógico ya que las variables que se mantienen constantes durante todo el tiempo no influye en el proceso ni en ninguna otra variable.

Entre estas variables se encuentran los valores de los “set points” de los lazos de control, los cuales también están registrados en la base de datos y niveles de

tanque que casi no varían, por lo que es necesario retirar estos valores para crear el modelo inicial PCA.

Para encontrar con exactitud qué variable es constante en el análisis, se crea una rutina que con ayuda de la matriz de desviación estándar para verificar qué valor es cero y así poder ubicar la variable que es constante en el proceso y eliminarla del análisis.

La matriz final está constituida de 156 variables y 3.000 muestras.

Una vez que ya se tiene la matriz de variables normalizadas se aplica el análisis de límites de confiabilidad.

5.1.1 Análisis de límites de confiabilidad.

Para este análisis se inicia con la matriz de 156 variables con 3.000 muestras, y se aplica el análisis de confiabilidad Q y Hotelling T^2 .

Para aplicar los algoritmos, se usa la matriz principal a partir de la muestra 3001, ya que parte de la misma se utiliza para la construcción del modelo.

En los siguientes gráficos se observa el inicio del análisis de confiabilidad tanto Q y Hotelling T^2 .

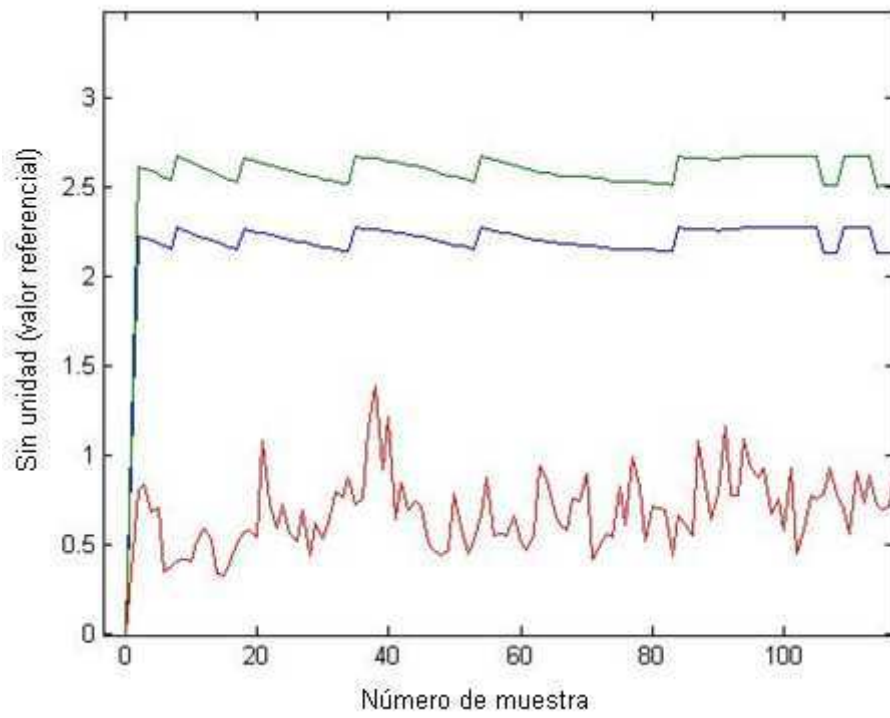


Figura 5.1 Gráfico de análisis de confiabilidad Q

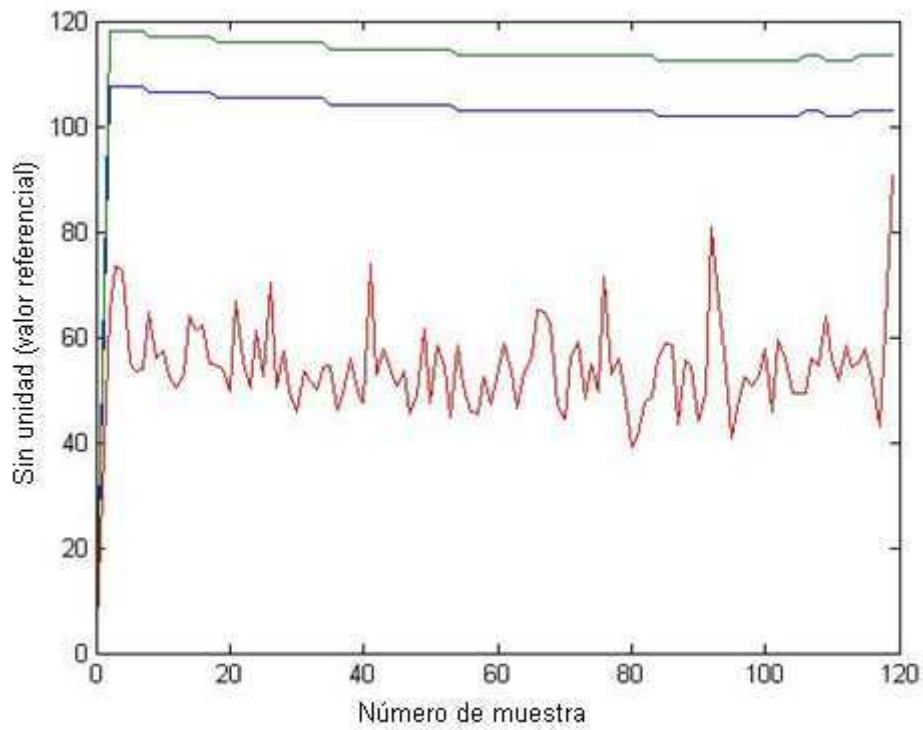


Figura 5.2 Gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2

En la Figura 5.1 y 5.2, las líneas azules y verdes indican los límites de confiabilidad y en color rojo se muestra la confiabilidad de la planta.

La planta se mantiene por debajo de los límites de confiabilidad, lo que indica que está en estado estable.

En las siguientes gráficas se observa el análisis de un total de 500 muestras de la planta. En la Figura 5.3 se tiene el análisis de confiabilidad SPE o Q, donde durante todo el proceso se encuentra una posible falla alrededor de la muestra 119, en la que la confiabilidad del proceso sale de los límites estadísticos unas 6 veces del límite máximo. Por otro lado la Figura 5.4 que corresponde al análisis de confiabilidad Hotelling T^2 la detección indica una posible falla alrededor de la muestra 119.

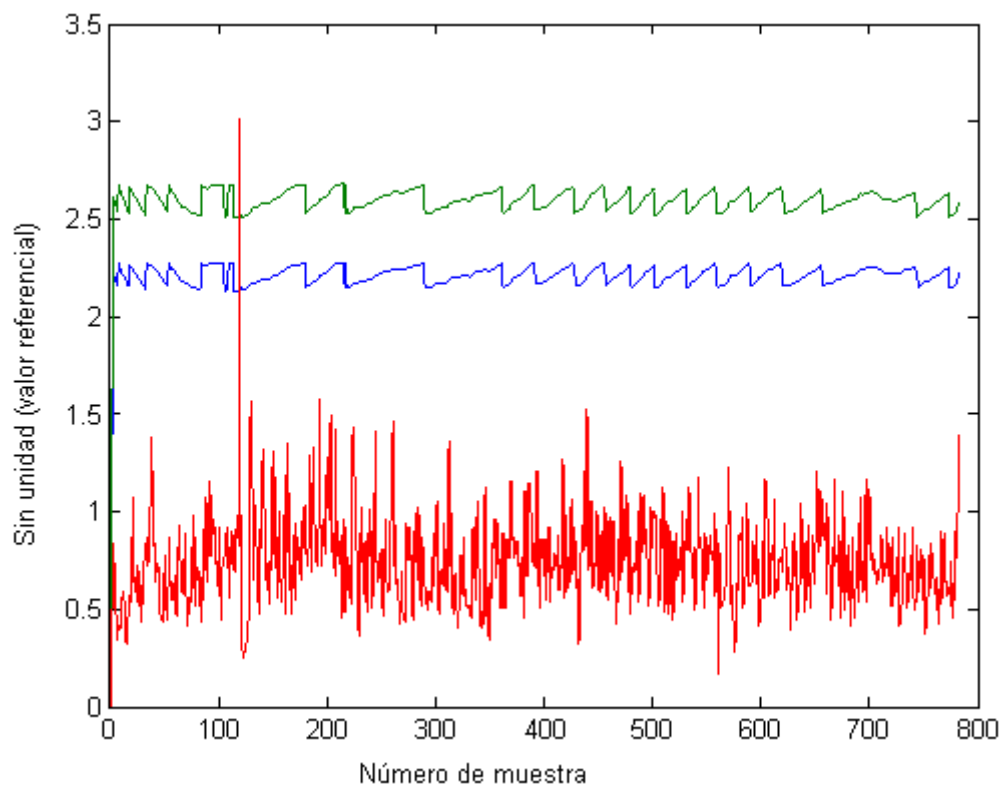


Figura 5.3 Gráfico de análisis de confiabilidad Q

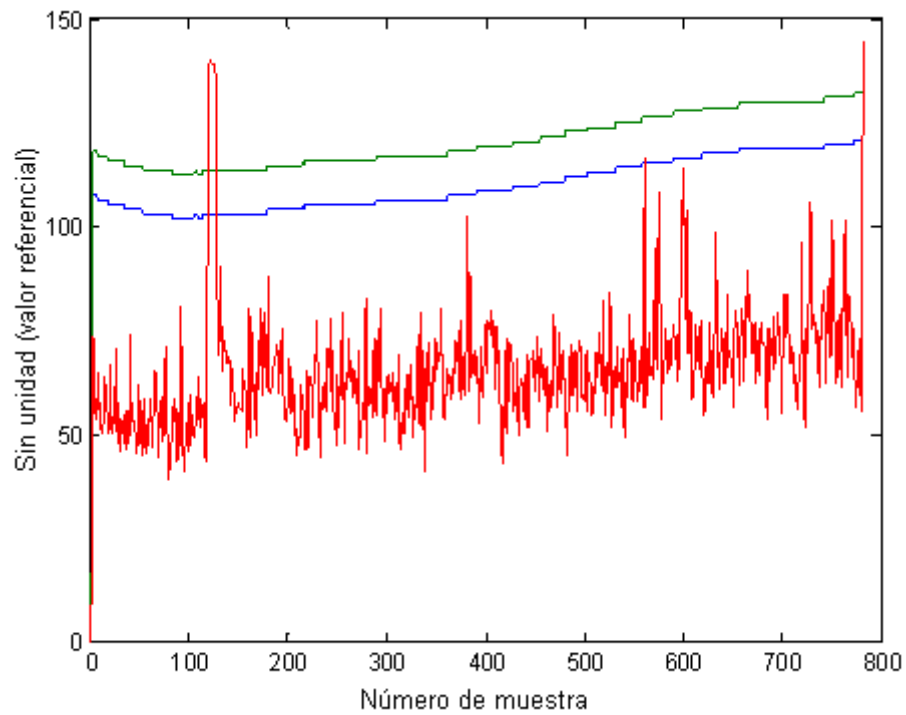


Figura 5.4 Gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2

En la muestra número 119 el análisis de confiabilidad Q sale de los límites de confiabilidad, lo que muestra una falla en el proceso.

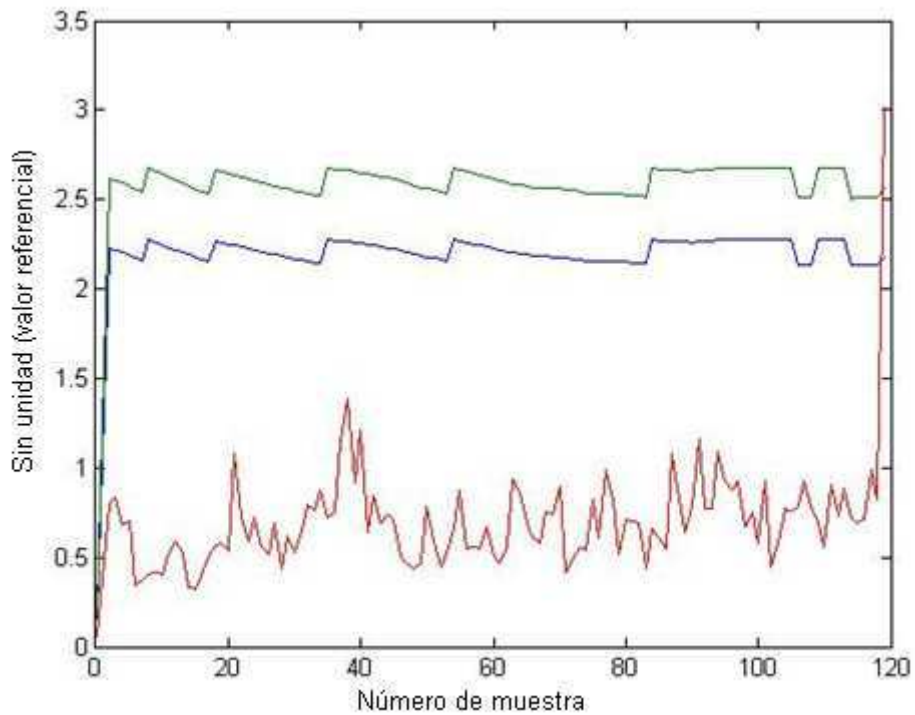


Figura 5.5 Gráfico de confiabilidad de Q falla en la muestra 119

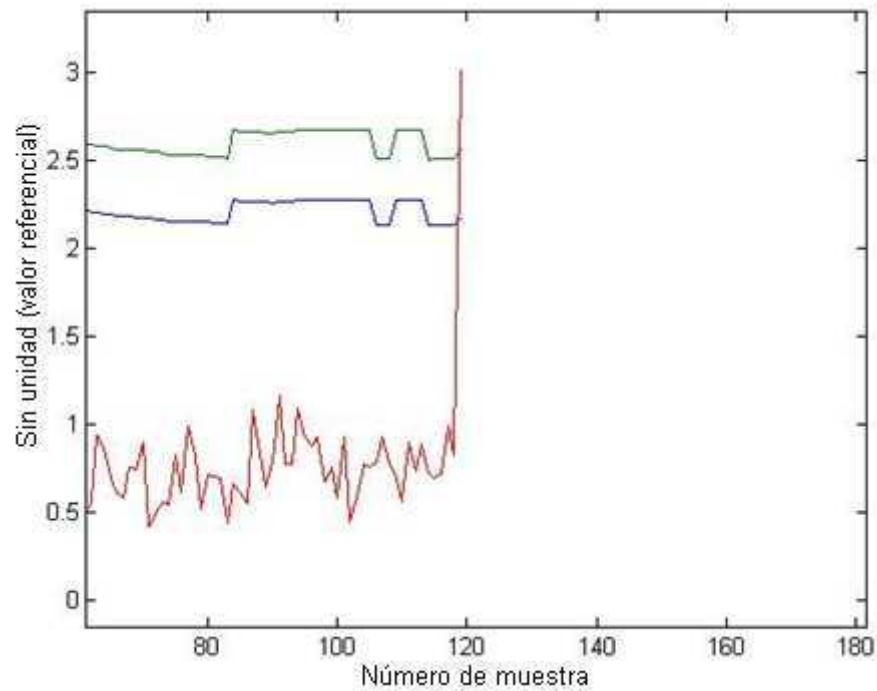


Figura 5.6 Acercamiento falla en la muestra 119 del gráfico de análisis de confiabilidad Q

Con ayuda de la matriz de contribución se encuentra la variable que causó la falla.

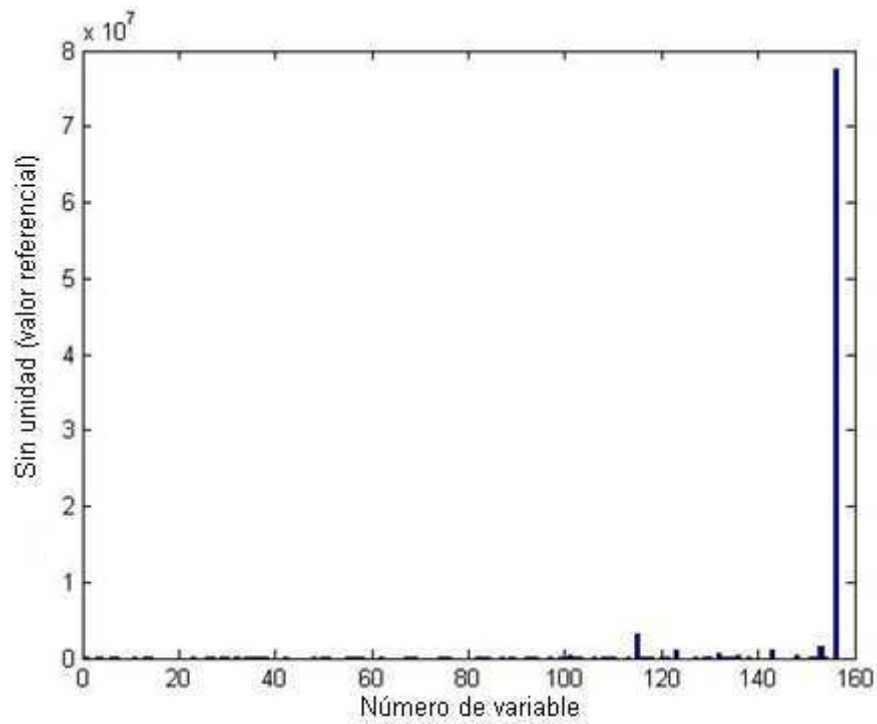


Figura 5.7 Gráfico de barras de la matriz de contribución

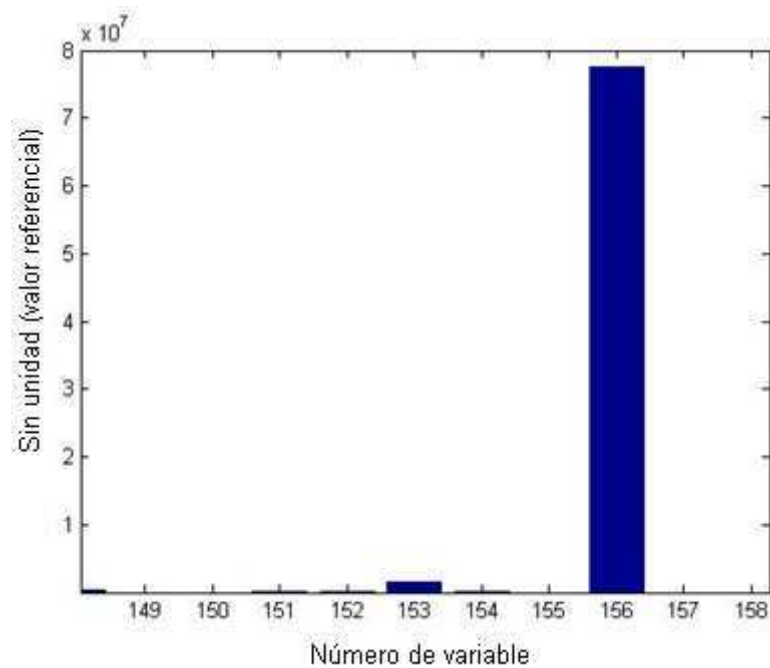


Figura 5.8 Gráfico de acercamiento de la contribución de las variables

La variable que más contribuye en la falla del proceso es la variable 156, que corresponde al transmisor de presión en la tubería de suministro de gas, combustible de la caldera 2.

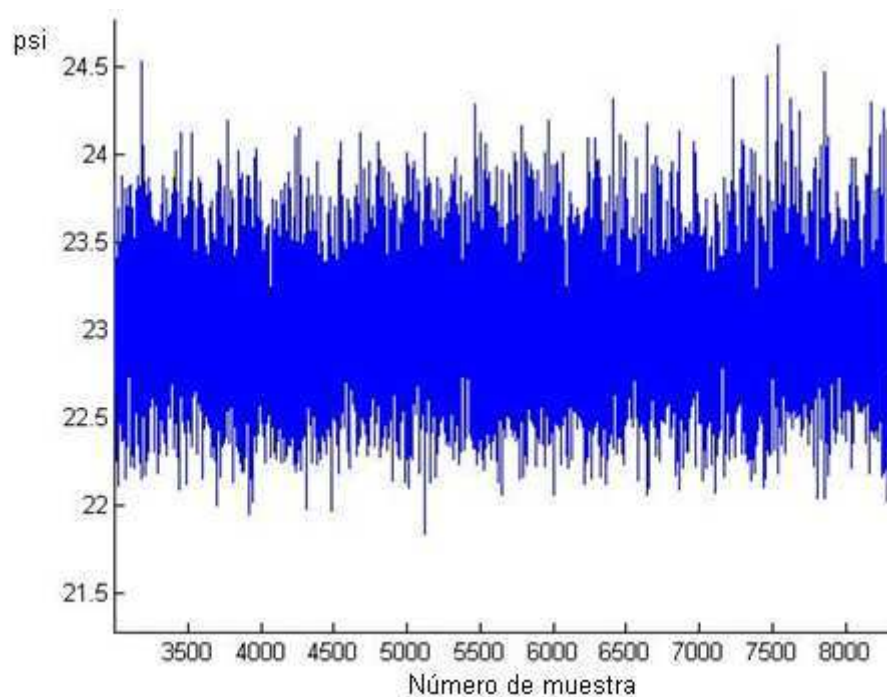


Figura 5.9 Gráfico de los valores de la variable 156 durante todo el proceso

Como el comportamiento de la variable sigue un patrón durante todo el proceso, aunque parece bastante irregular, mantiene un rango de 21,5 a 24,5 psi, es decir no existe ninguna anomalía en la variable.

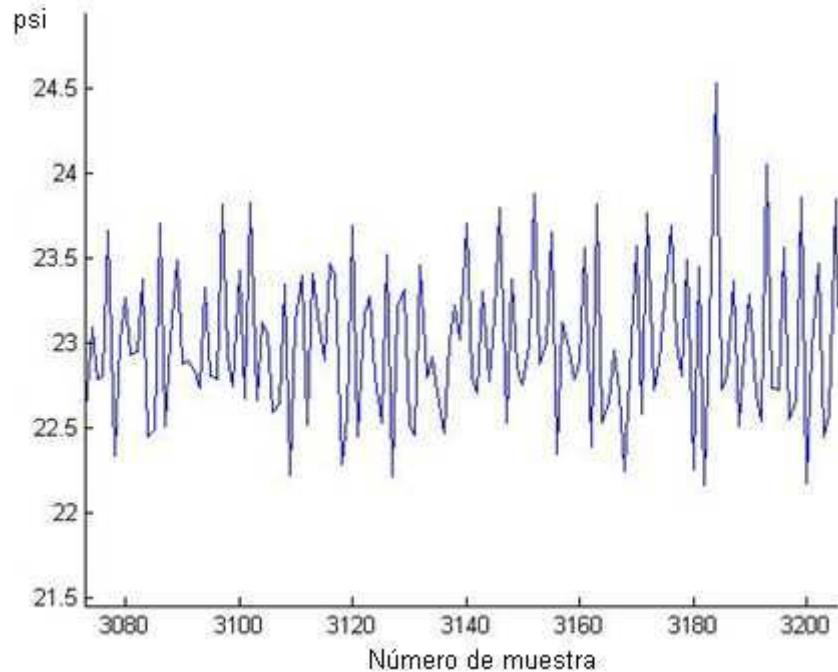


Figura 5.10 Gráfico de acercamiento a la variable 156 en la muestra 119

En el mismo punto el gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2 no muestra ninguna falla en el proceso.

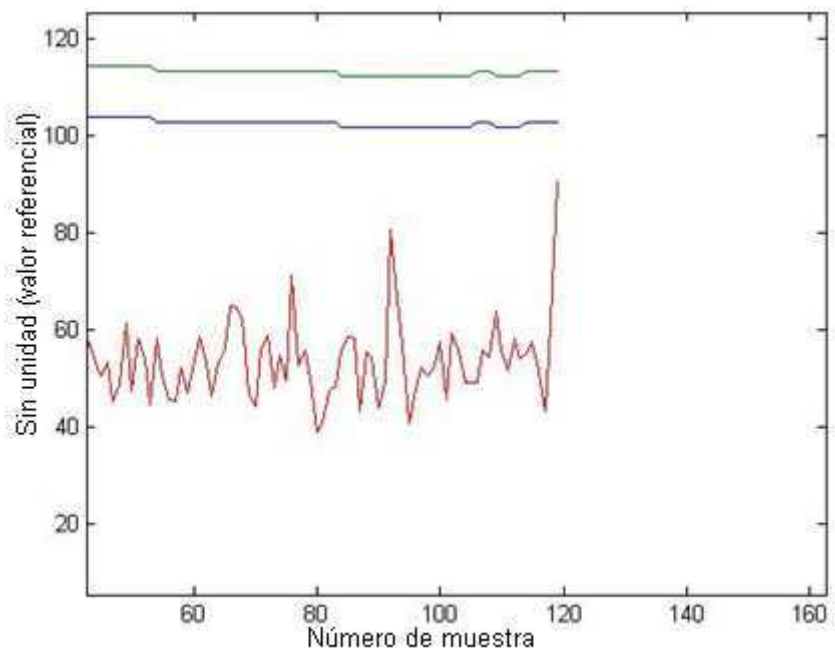


Figura 5.11 Gráfico de confiabilidad de T^2 falla en la muestra 119

En la muestra 120 se tiene que en el análisis de confiabilidad Q, el proceso regresa a su estado de funcionamiento normal.

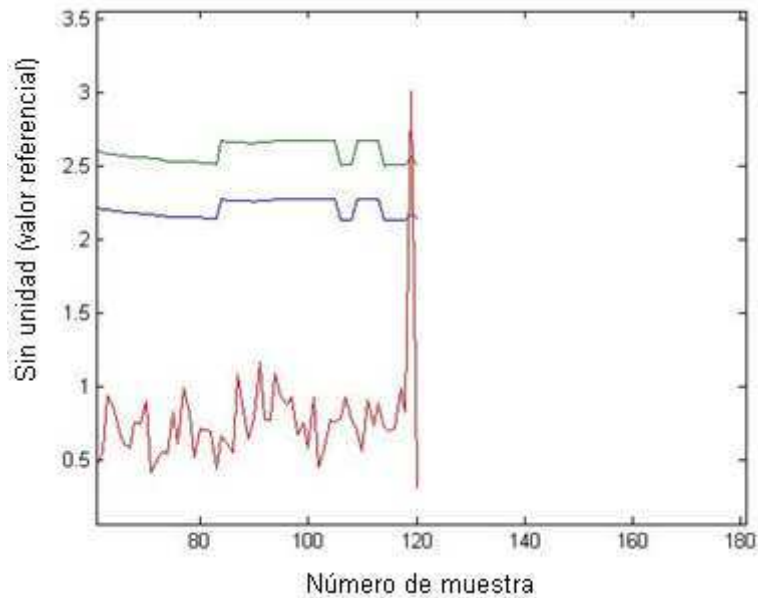


Figura 5.12 Gráfico de análisis de confiabilidad Q en la muestra 120

Pero el análisis de confiabilidad Hotelling T^2 sale de los límites, dando la señal de una falla en el proceso.

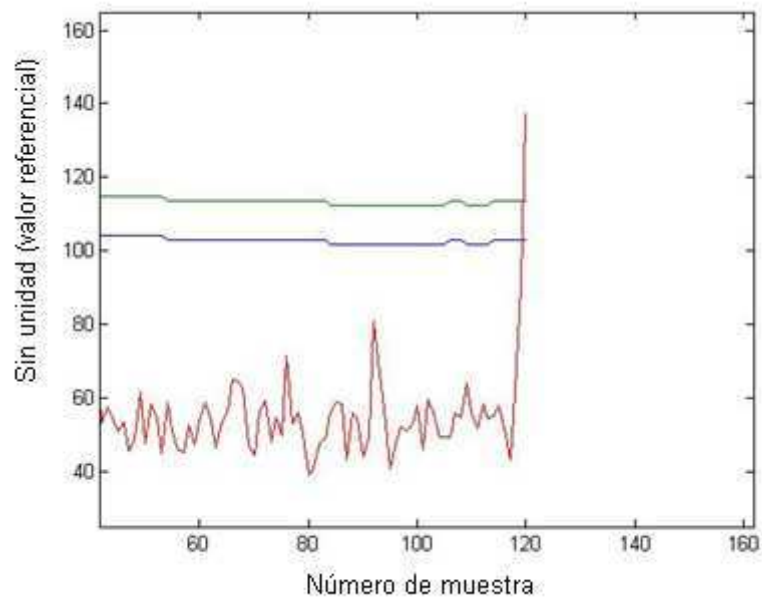


Figura 5.13 Gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2 en la muestra 120

Se analiza el gráfico de contribuciones y se determina qué variables ocasionan la falla:

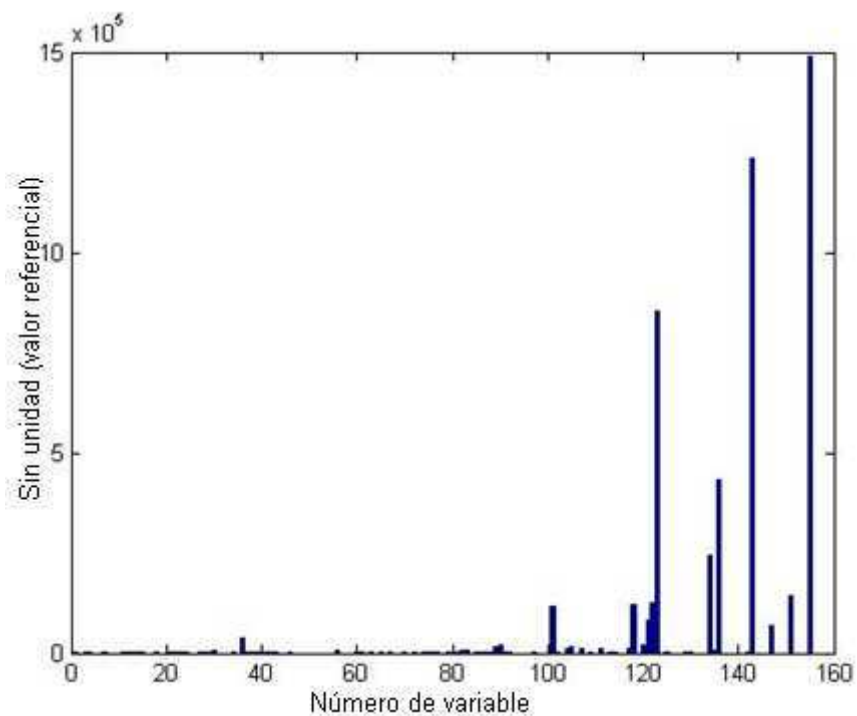


Figura 5.14 Gráfico de contribución de la variables en la muestra 120

Las variables que más contribuyen en la falla son: la variable 123 transmisor de presión en el suministro de vapor sobrecalentado a la turbina 2; 136 (sensor de temperatura en la turbina 2) 143 (revoluciones en la turbina 2); y 155 (sensor de presión en el suministro de gas combustible). Esto se muestra en las Figuras 5.15, 5.16, 5.17, 5.18.

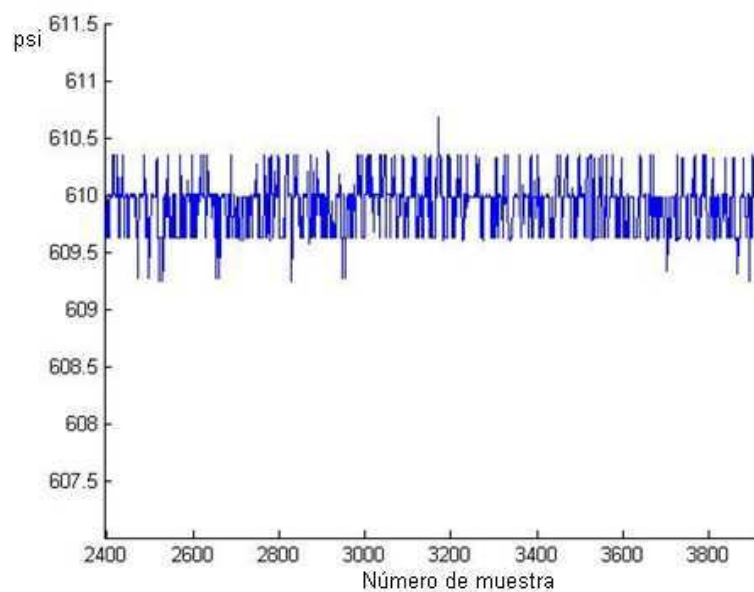


Figura 5.15 Variable 123 en la muestra 120 del análisis

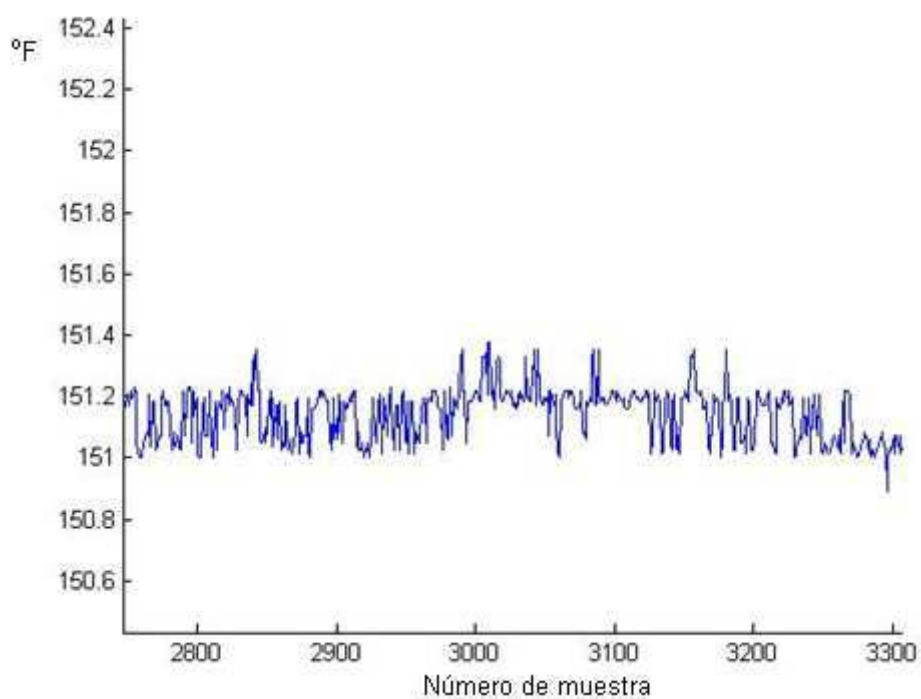


Figura 5.16 Variable 136 en la muestra 120 del análisis

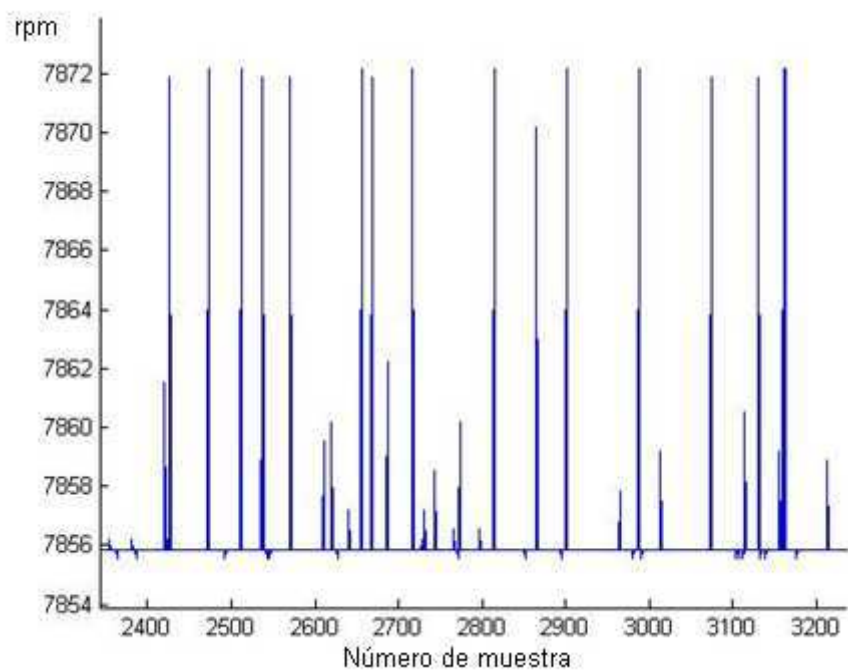


Figura 5.17 Variable 143 en la muestra 120 del análisis

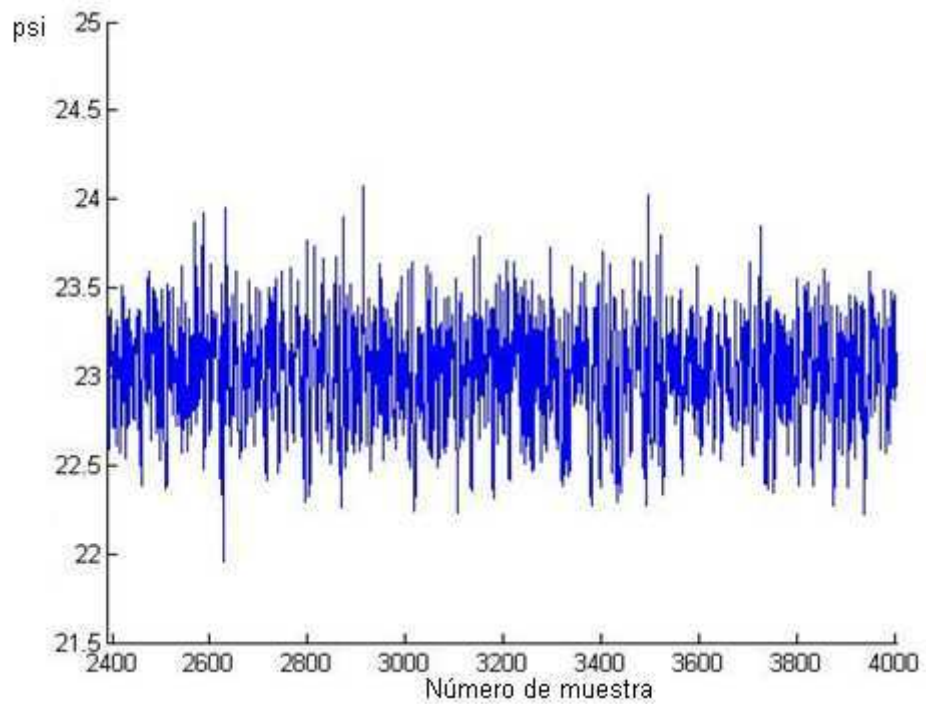


Figura 5.18 Variable 155 en la muestra 120 del análisis

En ninguna de las variables de las Figuras 5.15, 5.16, 5.17, 5.18 se observa anomalía alguna.

En la muestra 121 se mantiene la falla en el análisis de confiabilidad Hotelling T^2 , mientras en el análisis Q se mantiene un funcionamiento normal del proceso.

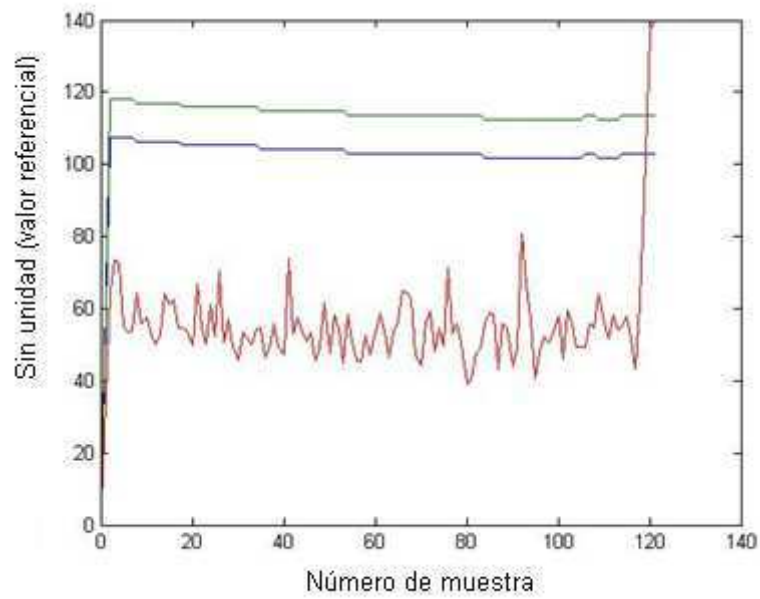


Figura 5.19 Gráfico de análisis confiabilidad Hotelling T^2 en la muestra 121

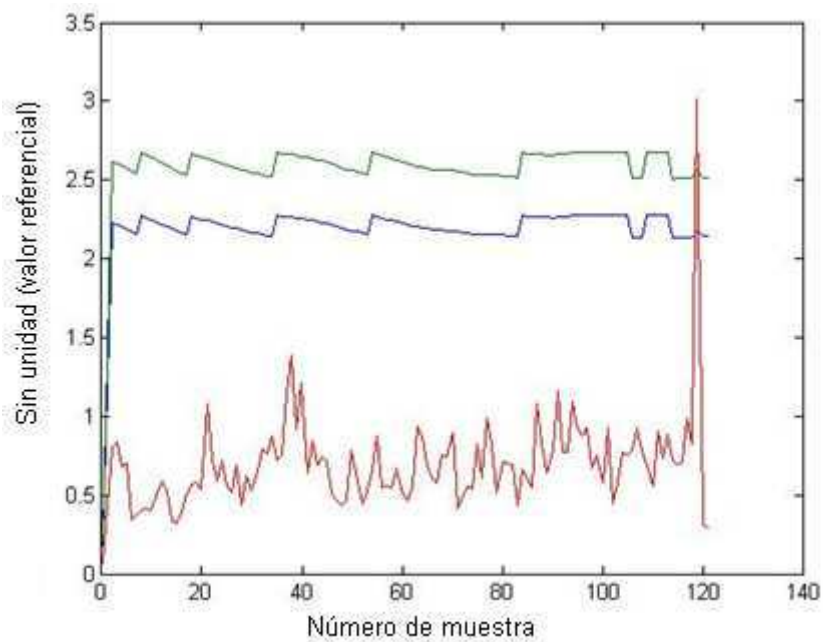


Figura 5.20 Gráfico de análisis confiabilidad Q en la muestra 121

En la Figura 5.21 y 5.22 de contribuciones, las variables que más contribuyen son: 143 revoluciones por minuto en la turbina 2; 155 suministro de gas de turbina 1; y 156 suministro de gas de turbina 2.

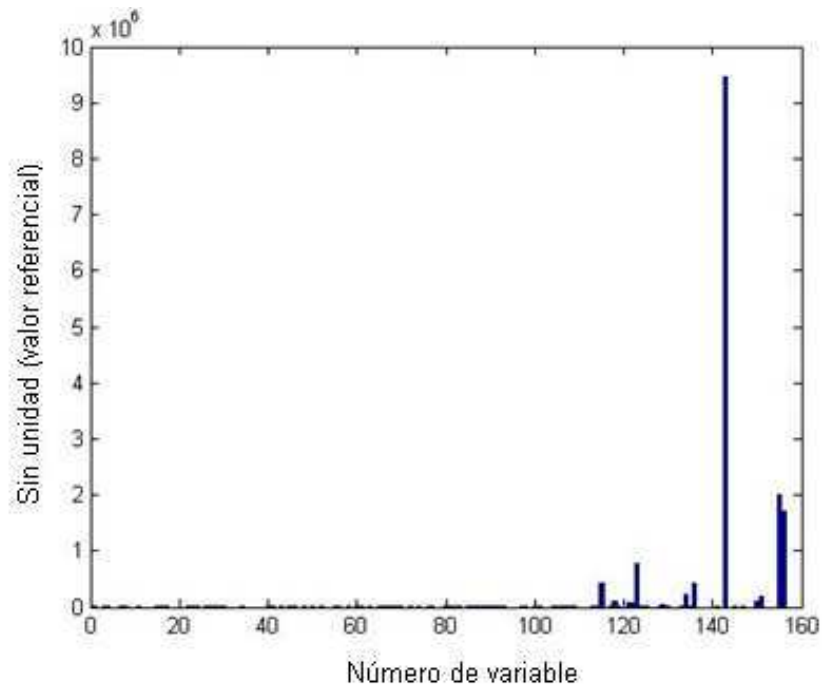


Figura 5.21 Gráfico de contribuciones en la muestra 121

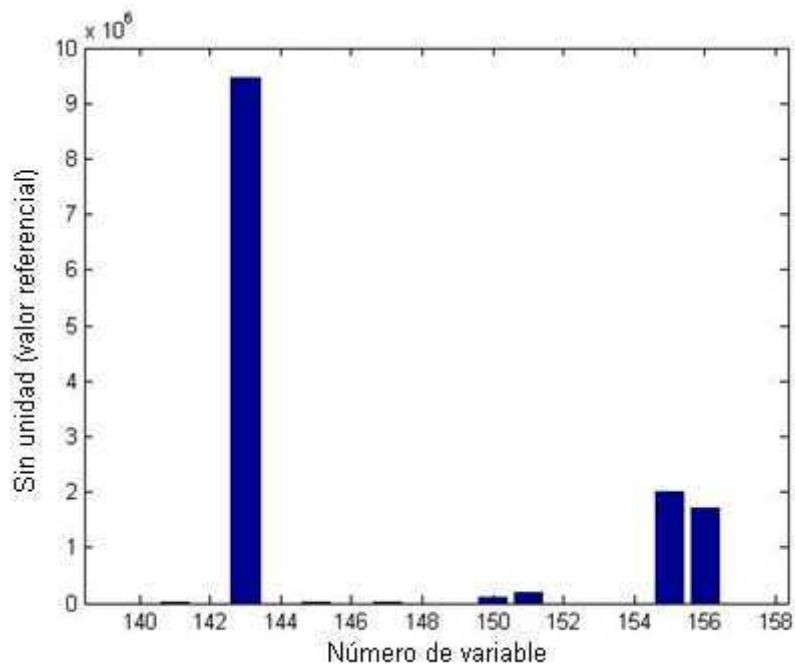


Figura 5.22 Gráfico de acercamiento de las variables que más contribuyen en la falla

En las Figuras 5.23, 5.24 y 5.25, se muestra las variables del proceso en el momento en que el sistema sale de los límites de confiabilidad.

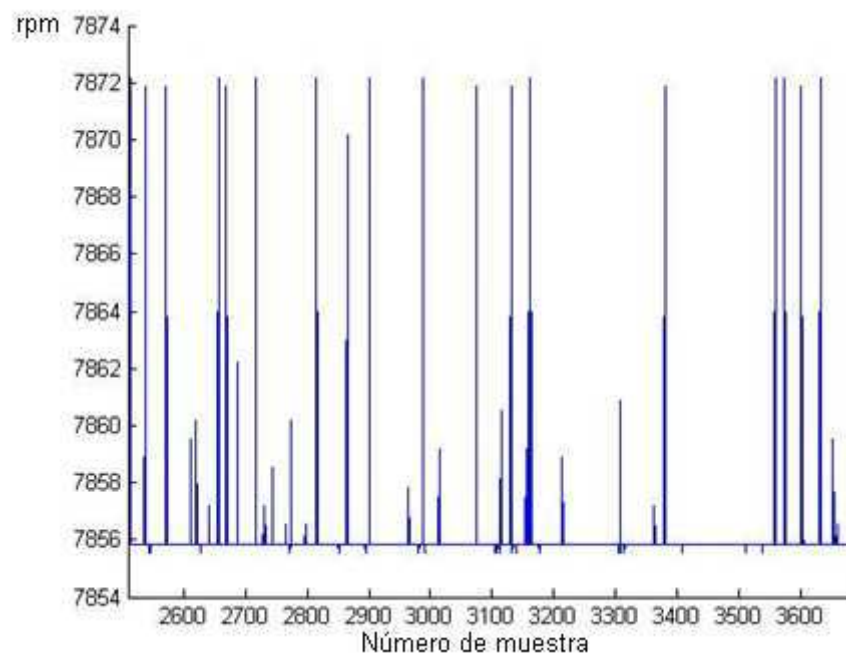


Figura 5.23 Variable 143 en la muestra 121 del análisis

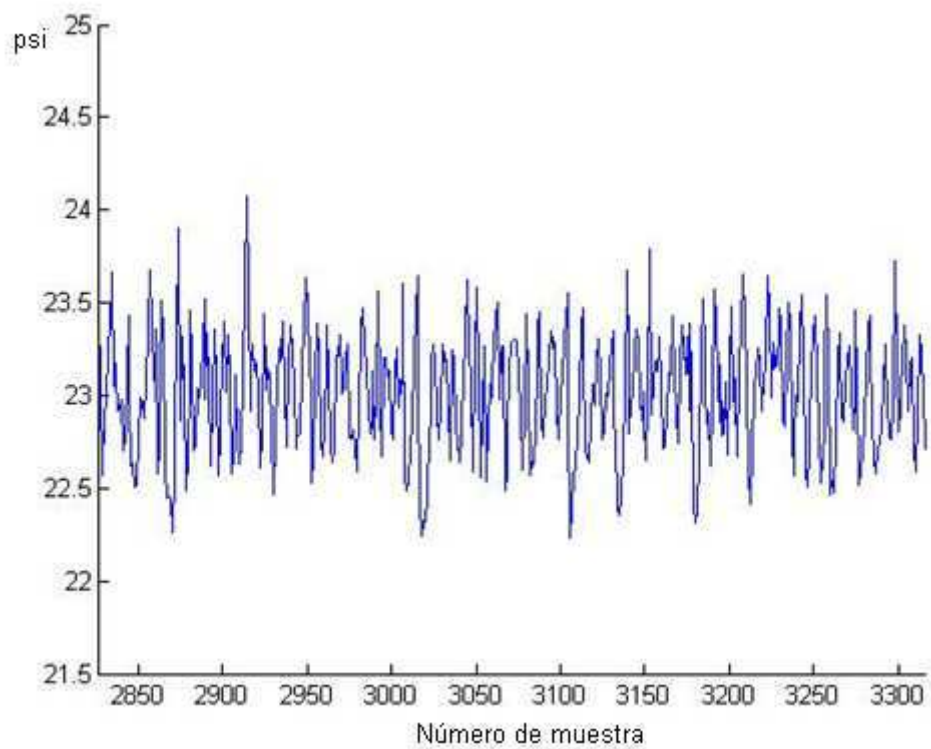


Figura 5.24 Variable 155 en la muestra 121 del análisis

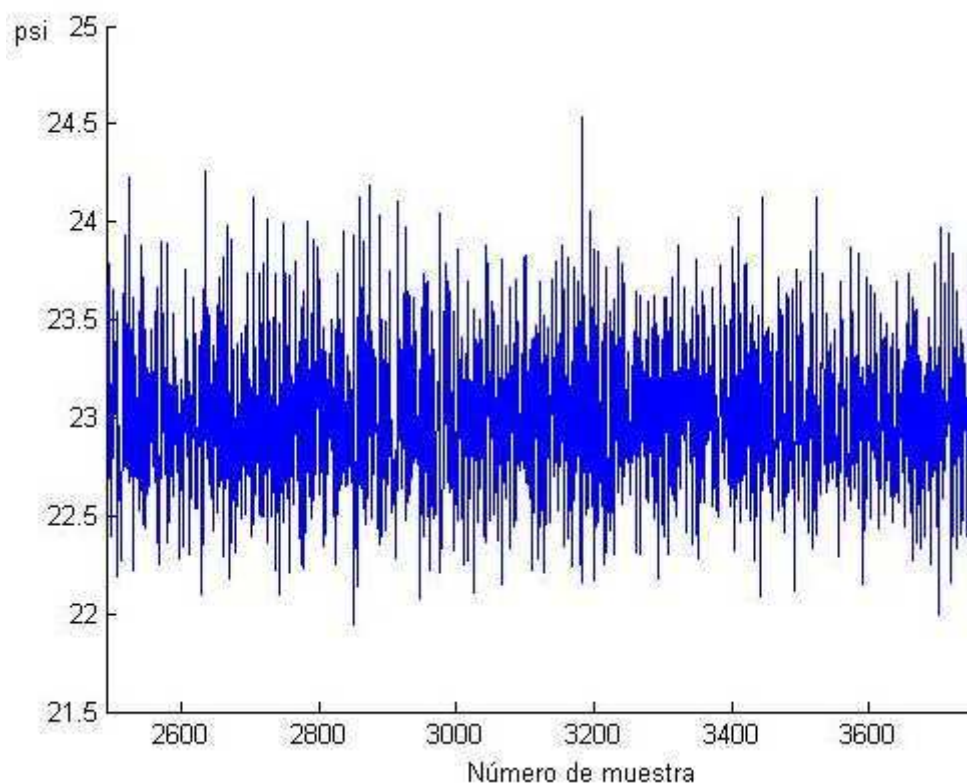


Figura 5.25 Variable 143 en la muestra 121 del análisis

Nuevamente, en ninguna de las variables se observa anomalía alguna, según las Figuras 5.23, 5.24 y 5.25.

5.2 PRUEBA 2

En la siguiente prueba se aplica el análisis de confiabilidad sólo para las variables de las calderas y no para toda la planta. Se han tomado un total de 52 variables, que corresponden a sensores de la caldera 1 y 2. Se usará la base de datos del día en que se produjo la falla en la caldera, ocasionando una parada grave de la planta.

Se usa un total 3.000 muestras para crear el modelo (el número de muestras va relacionado con el número de variables, en este caso para 52 variables se necesita un mínimo de 1.500 muestras). Antes de la falla, de la muestra 6.700 a la 9.700 se utilizan para crear el modelo, y a partir de la muestra 9.701 empieza el análisis.

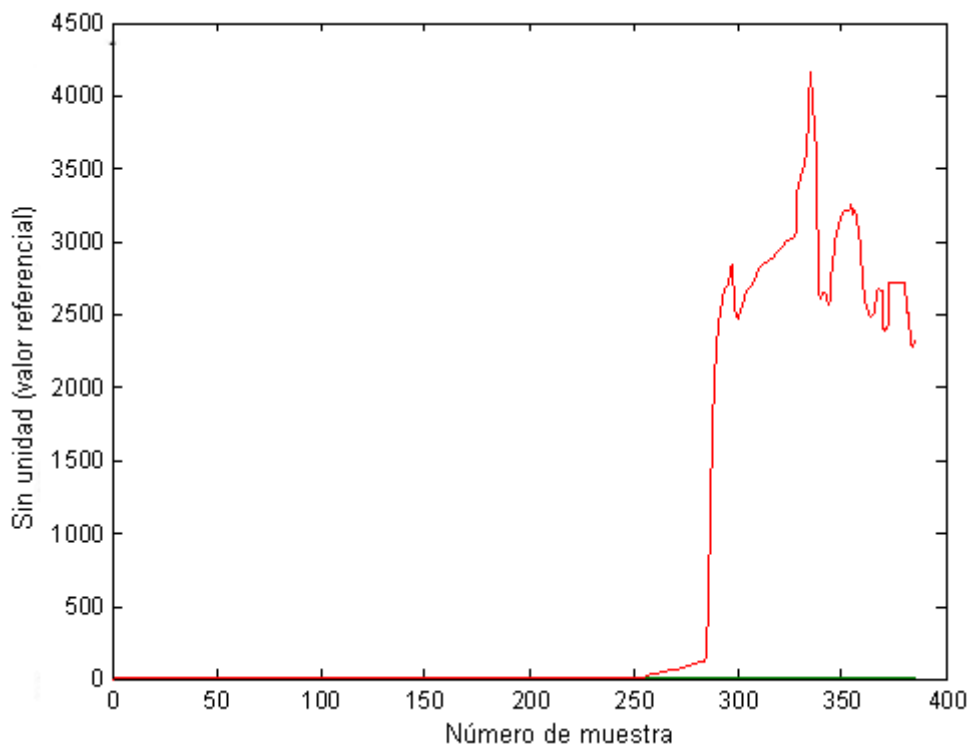


Figura 5.26 Gráfico de análisis de confiabilidad Q

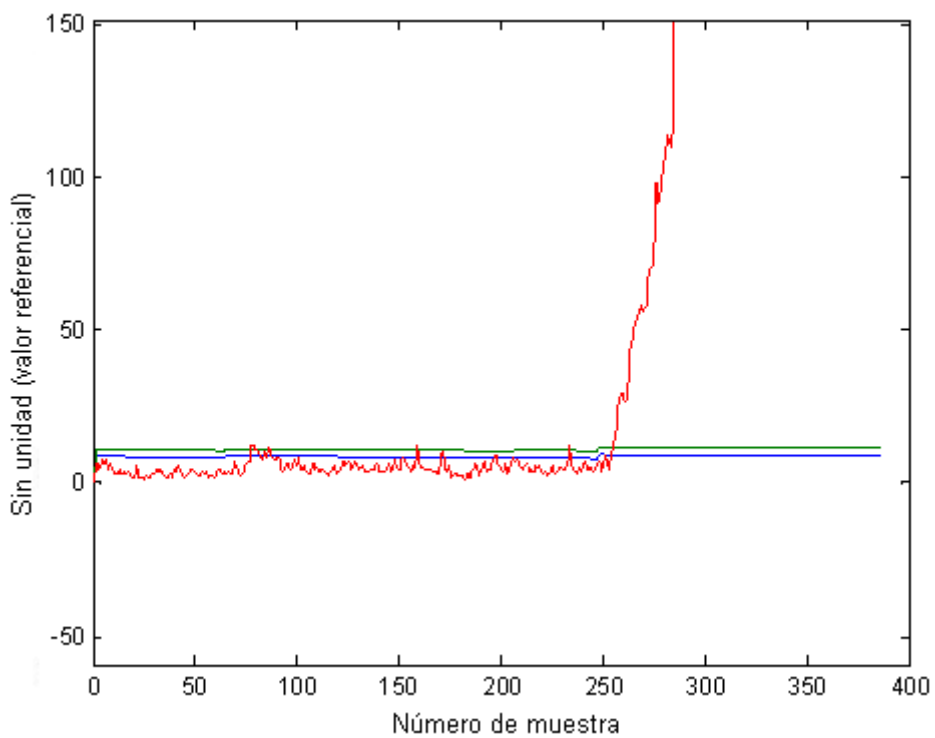


Figura 5.27 Gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2

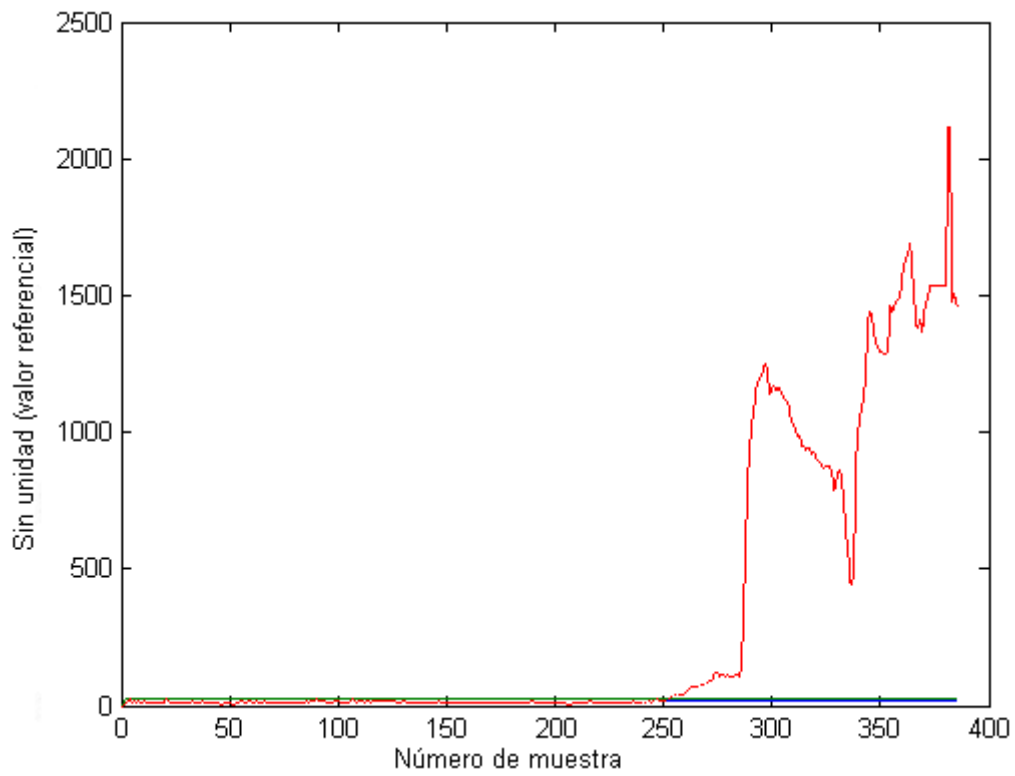


Figura 5.28 Acercamiento del gráfico de análisis de confiabilidad Q

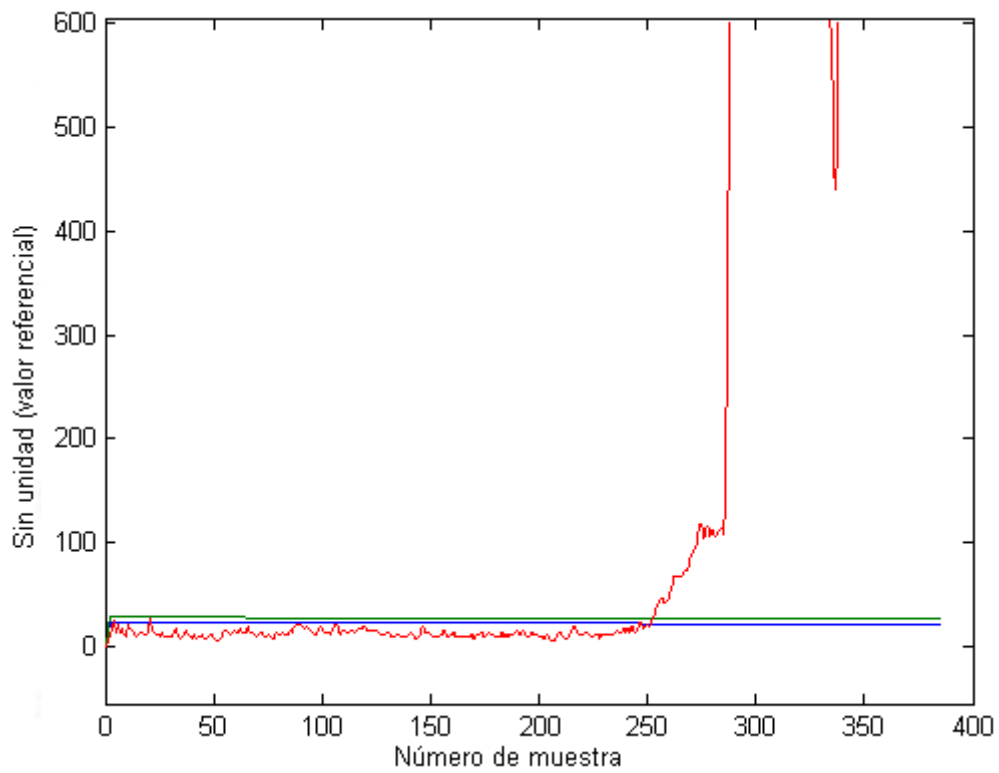


Figura 5.29 Acercamiento del gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2

Como se observa en las Figuras 5.26 y 5.28 ambos análisis de confiabilidad, T^2 y SPE, indican una falla aproximadamente en la muestra 253, que es el punto donde en realidad ocurrió el evento que llevó a una parada total de la planta.

5.2.1 Análisis de confiabilidad

En la muestra 253, a partir de la muestra 9.700, en el análisis de confiabilidad Hotelling T^2 se detecta una falla.

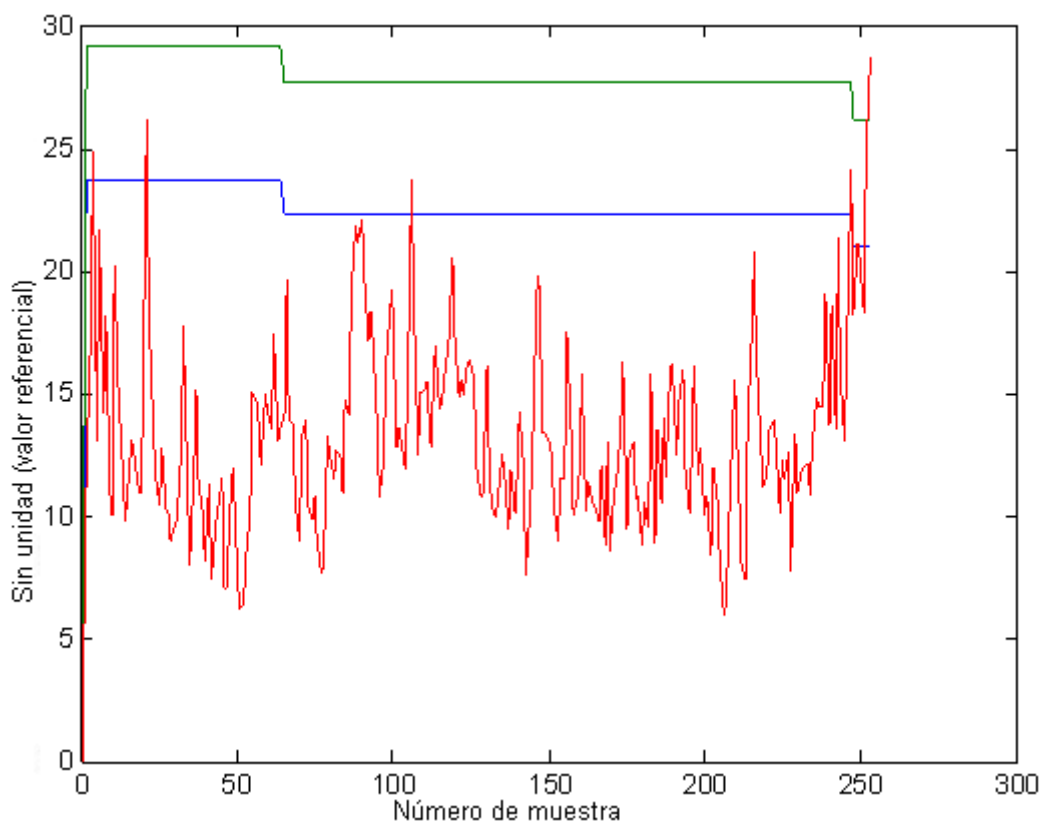


Figura 5.30 Análisis de confiabilidad T^2 en la muestra 253

Por otro lado, el análisis de confiabilidad Q aún no detecta la falla en el proceso.

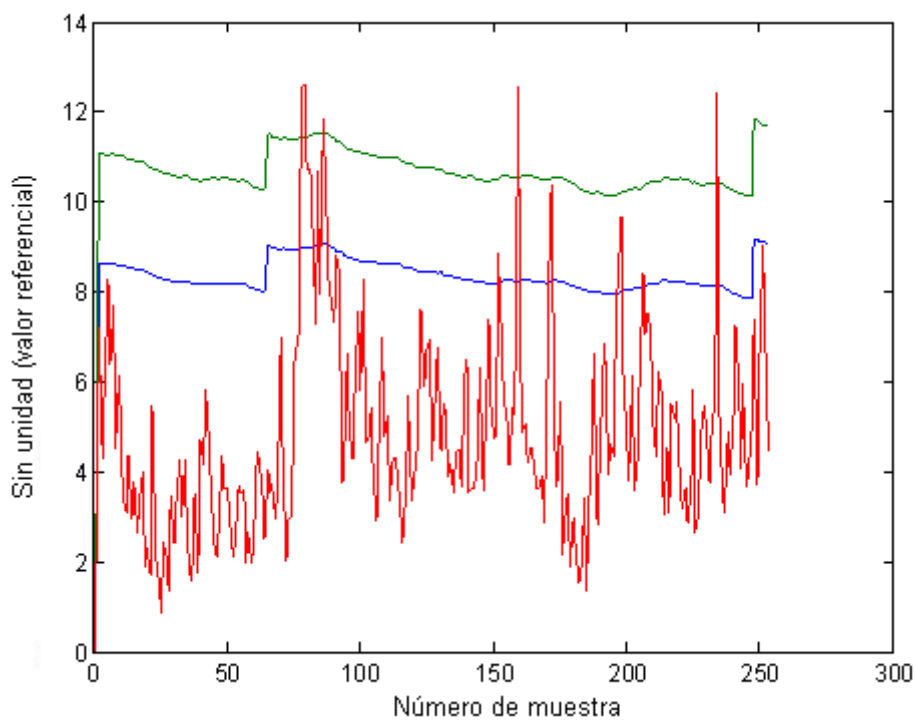


Figura 5.31 Análisis de confiabilidad Q en la muestra 253

Se analiza el gráfico de contribuciones, el cual indica que la variable que causa la falla en la planta es la variable 41 (sensor de presión de la salida de vapor en la caldera 2).

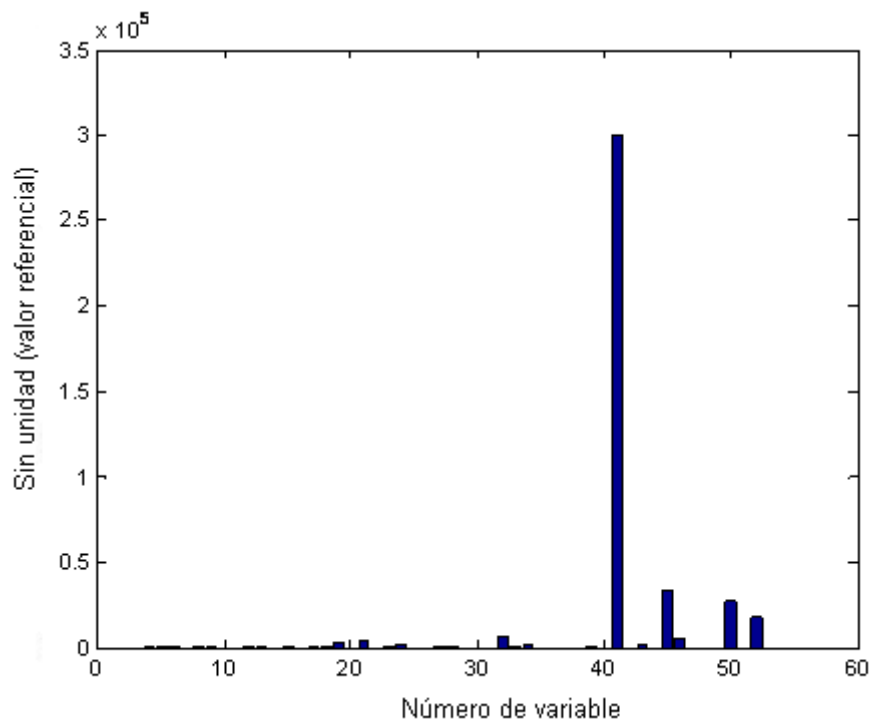


Figura 5.32 Gráfico de barras de la matriz de contribución en la muestra 253

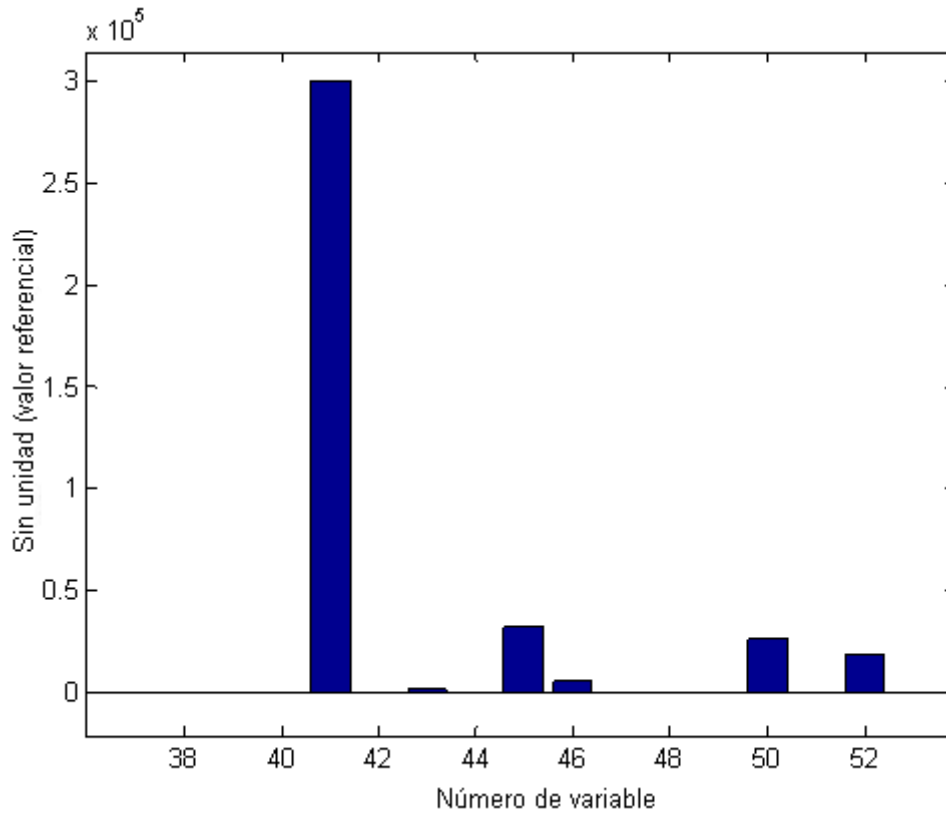


Figura 5.33 Gráfico de acercamiento de la contribución de las variables

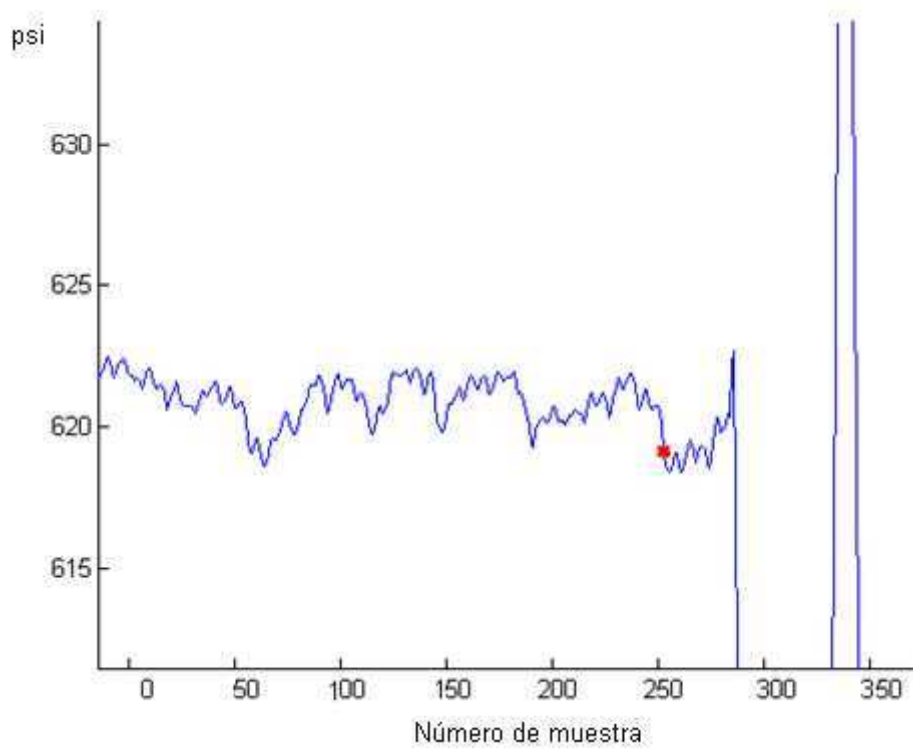


Figura 5.34 Variable 41 en la muestra 253 del análisis

Se observa en el análisis, que la variable 41 no contribuye en la falla; en el punto 253 el valor de la variable 41 es normal.

En la muestra 256 continúa la falla en el análisis de confiabilidad Hotelling T^2 , mientras que en el análisis de confiabilidad Q ya se empieza a detectar el problema en el proceso.

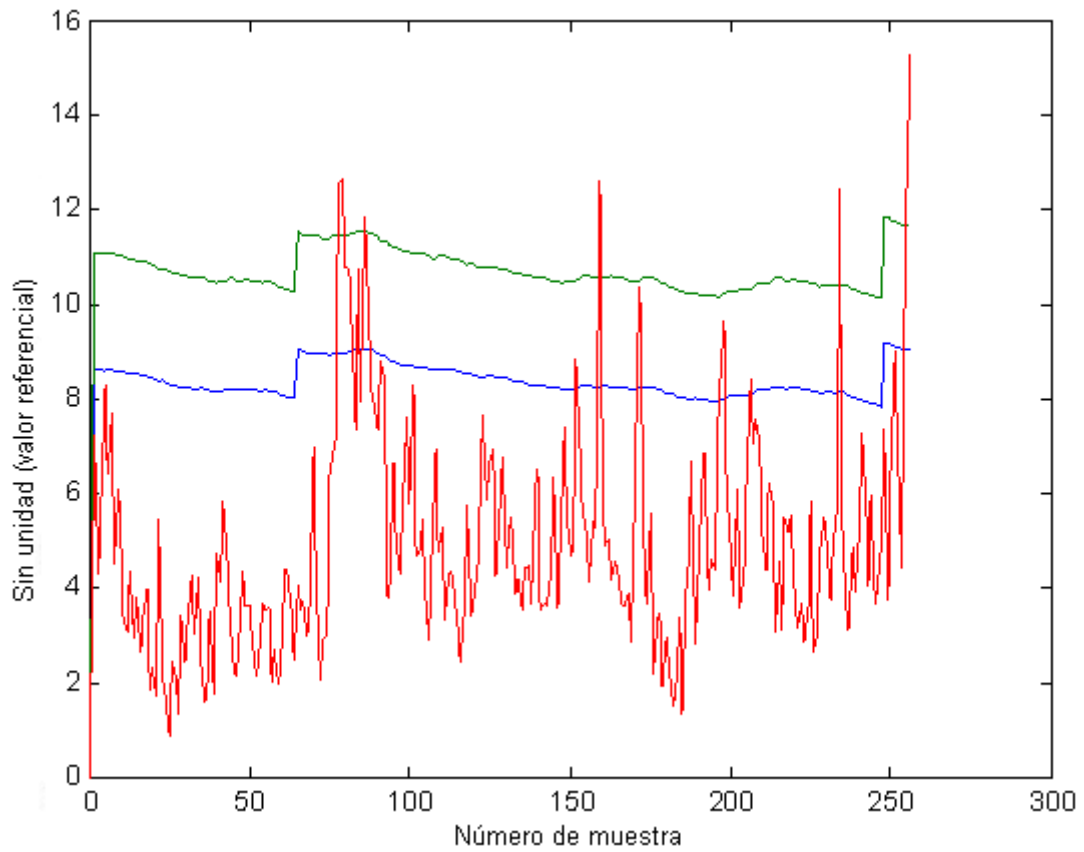


Figura 5.35 Análisis de confiabilidad Q en la muestra 256

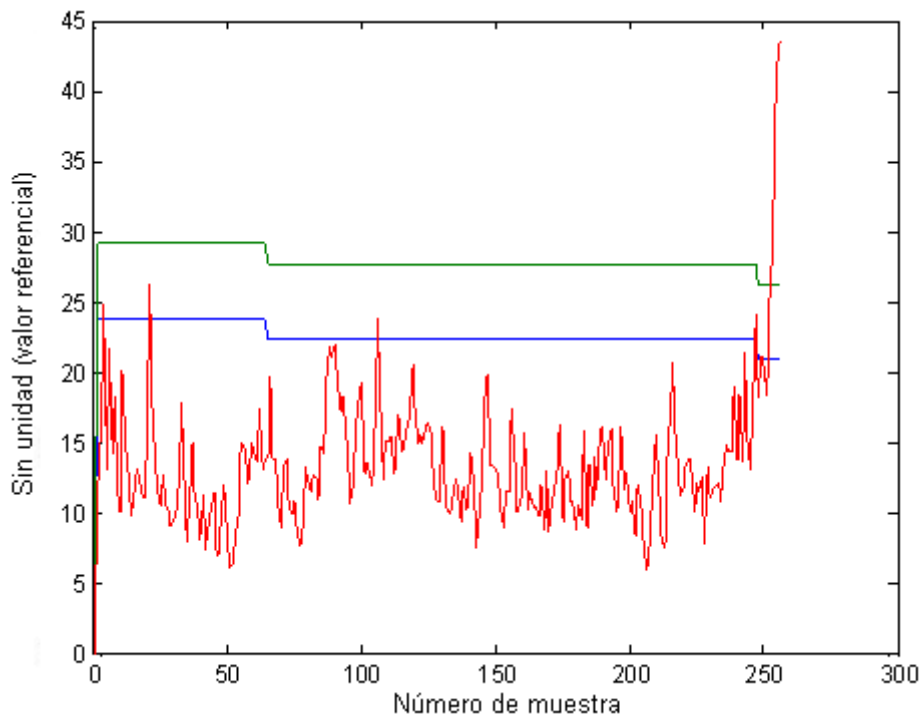


Figura 5.36 Análisis de confiabilidad T^2 en la muestra 256

En el gráfico de contribuciones se tiene:

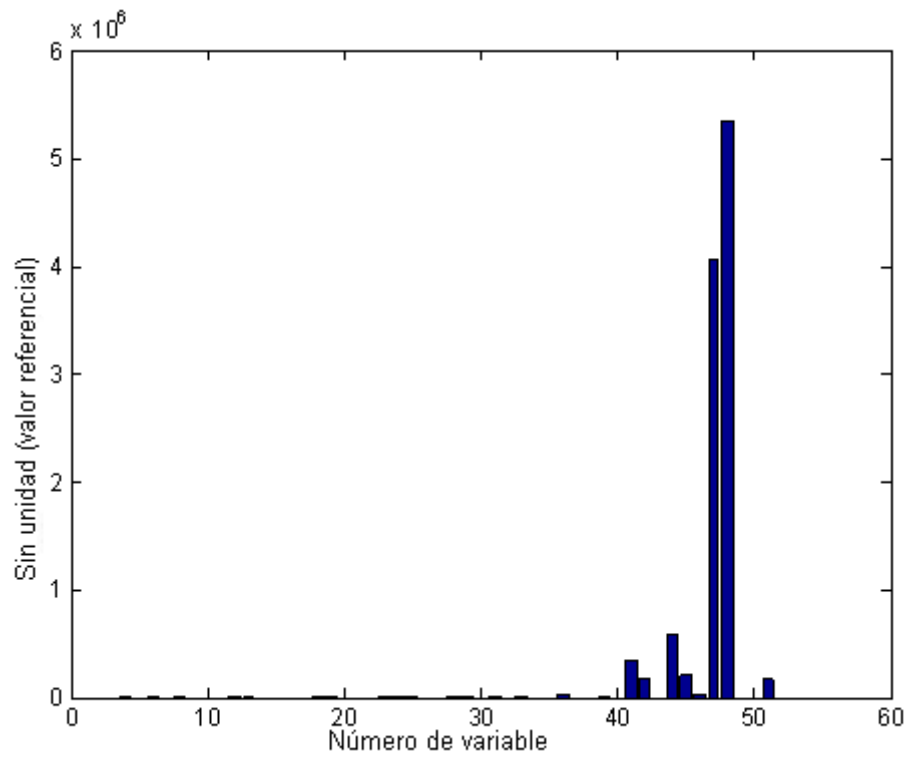


Figura 5.37 Gráfico de barras de la matriz de contribución en la muestra 256

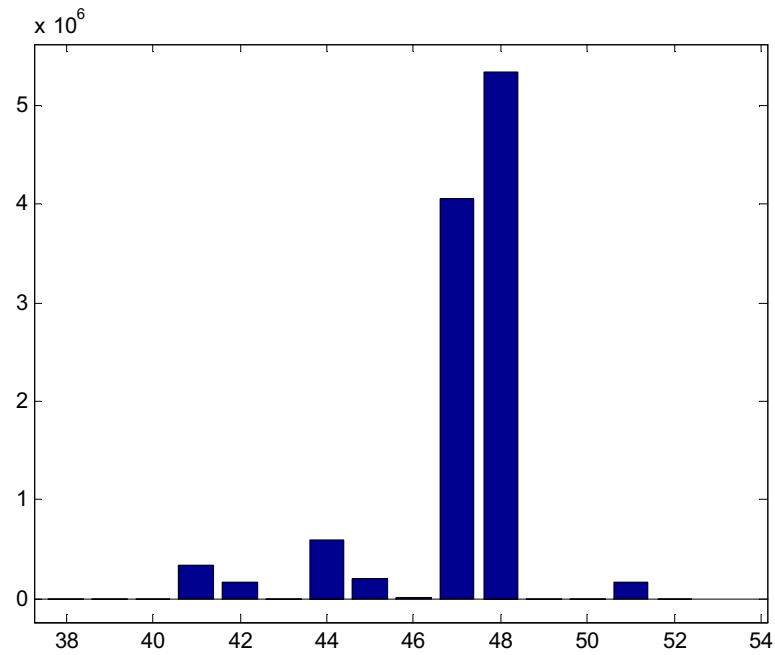


Figura 5.38 Gráfico de barras de la matriz de contribución en la muestra 256

Las variables que más contribuyen con la falla son: la variable 47 (sensor de temperatura en el agua de atemperación) y la variable 48 (sensor de temperatura en la salida de atemperación de la caldera 2).

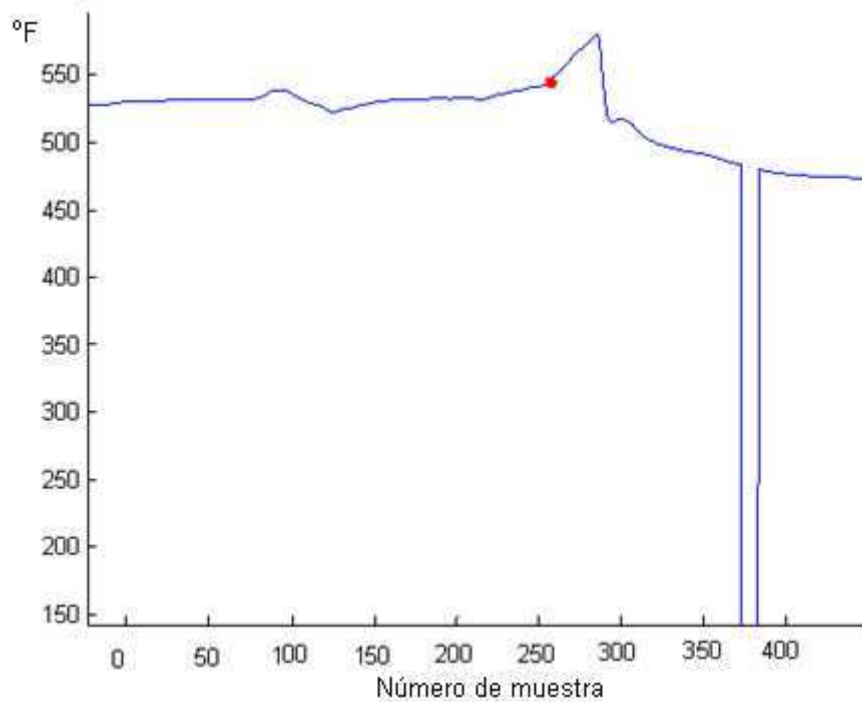


Figura 5.39 Variable 47 en la muestra 256 del análisis

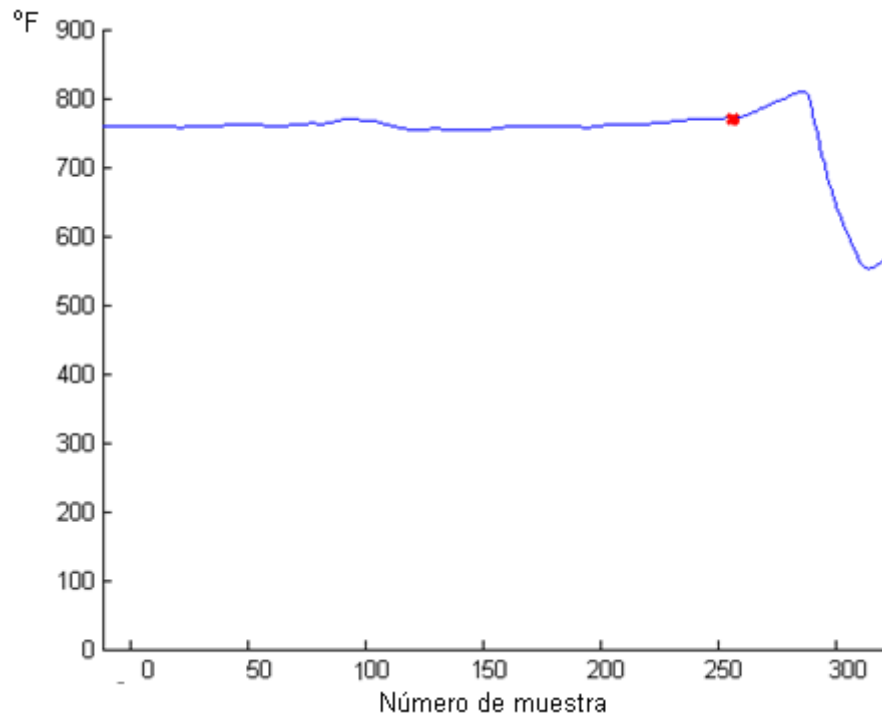


Figura 5.40 Variable 48 en la muestra 256 del análisis

También se observa que estas variables no contribuyen para la falla en el proceso. En el punto 256 las variables tienen un valor normal de funcionamiento.

5.3 PRUEBA 3

Se crea un subgrupo de la matriz principal con un total de 28 variables que corresponden a la caldera 1, que se utiliza la base de datos correspondiente a un día común de funcionamiento de la planta. Dentro de esta base de datos se busca una parte del día donde el sistema esté lo más estable posible para crear el modelo inicial PCA.

Un punto estable es a partir de la muestra 4.900. Se necesita un mínimo de 600 muestras para una cantidad de 28 variables, por lo tanto se selecciona desde la muestra 4.900 hasta la muestra 5.500 para crear el modelo inicial del proceso. A partir de la muestra 5.501 se aplica el análisis de confiabilidad Q y T^2 .

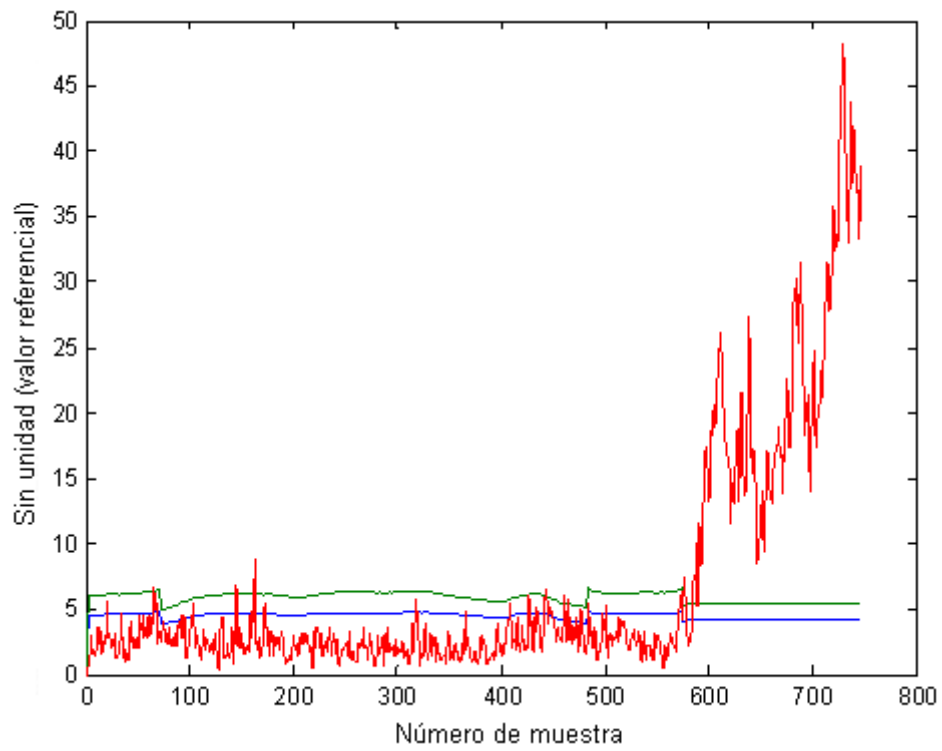


Figura 5.41 Gráfico de análisis de confiabilidad Q

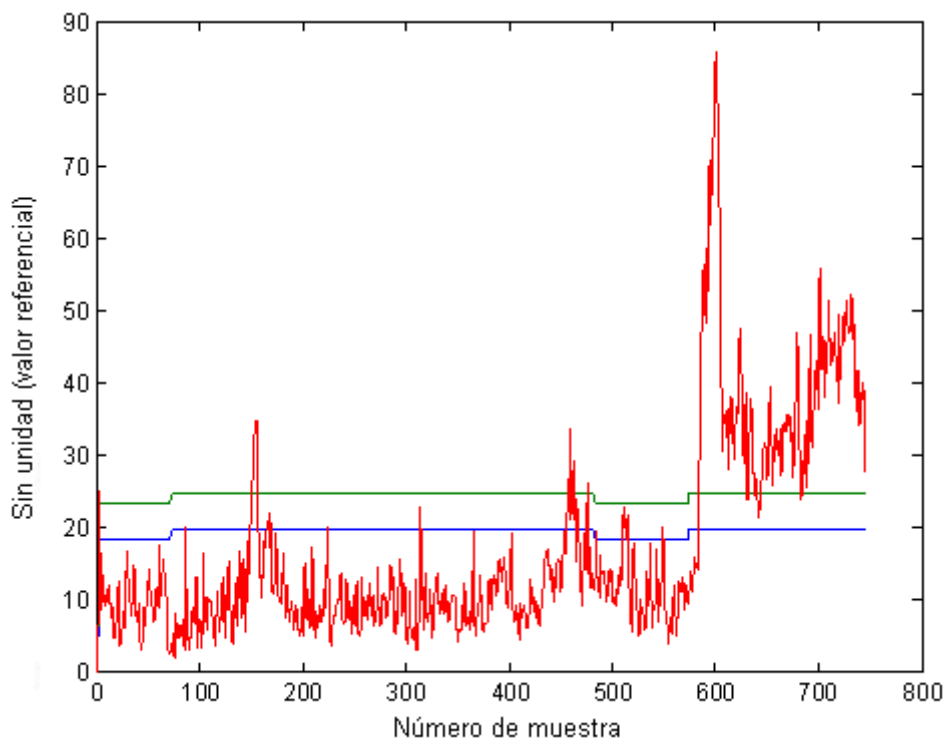


Figura 5.42 Gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2

5.3.1 Análisis de confiabilidad

El análisis de confiabilidad T^2 indica una falla en la muestra 586.

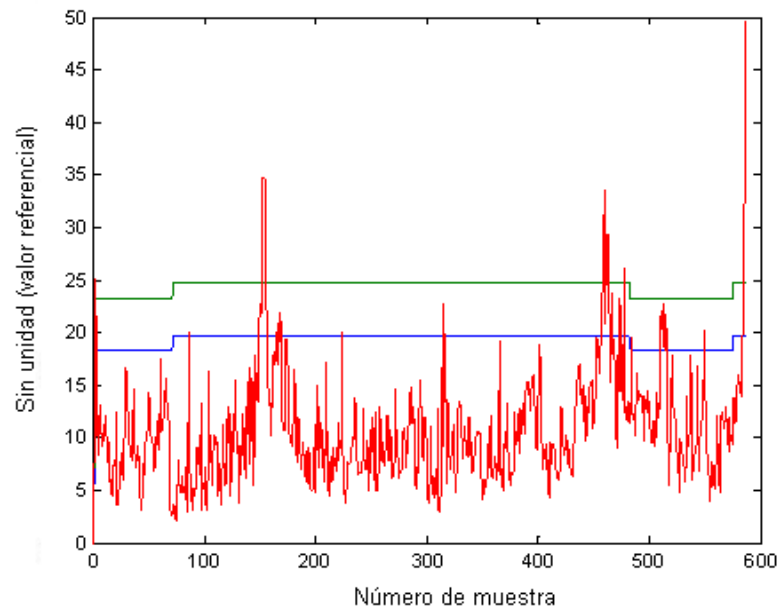


Figura 5.43 Análisis de confiabilidad T^2 en la muestra 586

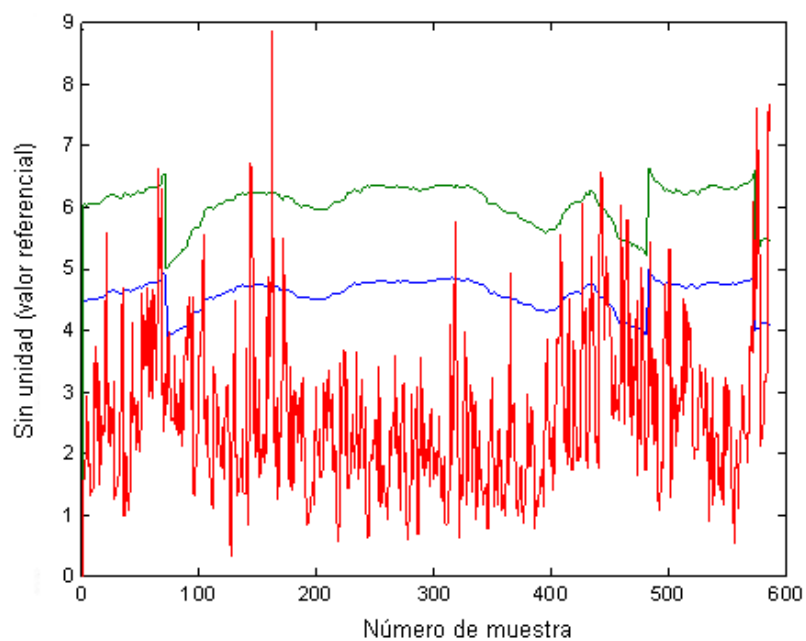


Figura 5.44 Análisis de confiabilidad Q en la muestra 586

En la Figura 5.43 se observa que existen fallas en el sistema en puntos anteriores a la falla en la muestra 586, pero debido a que no se alejan demasiado de los límites máximos de confiabilidad se lo considera como falsas alarmas.

Al analizar la matriz de contribuciones se encuentra que las variables que producen la falla son las variables 18 (sensor de temperatura en el escape de la caldera 2); y 22 (sensor de temperatura de salida de vapor de la caldera 2).

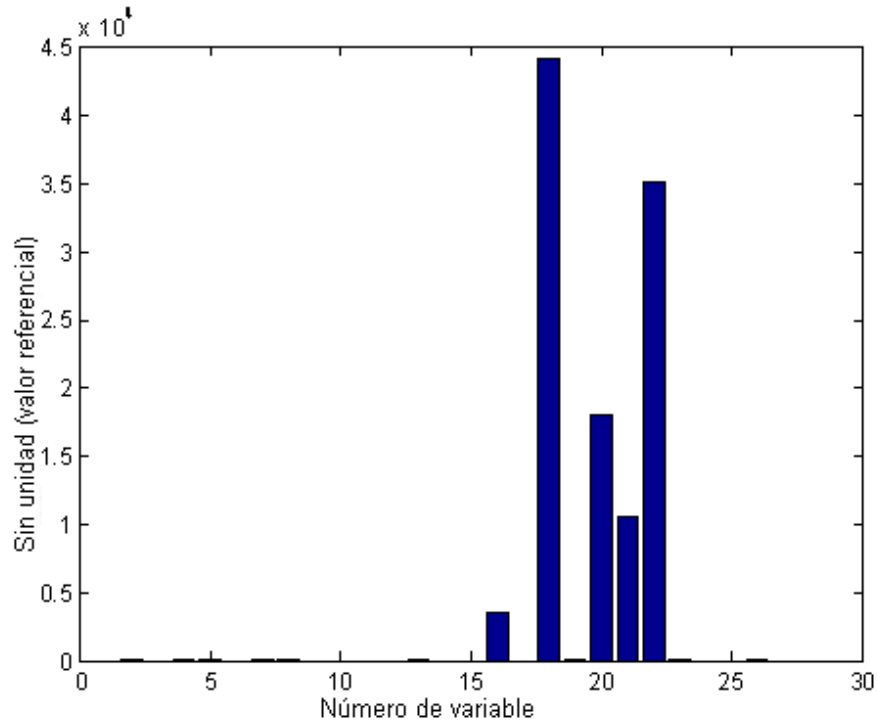


Figura 5.45 Gráfico de contribuciones en la muestra 586

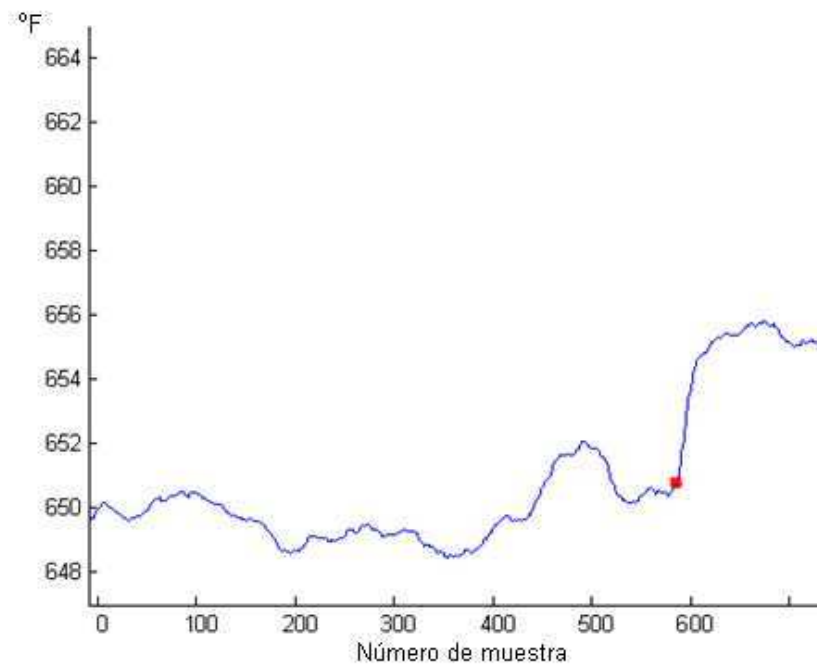


Figura 5.46 Variable 18 en la muestra 586 del análisis

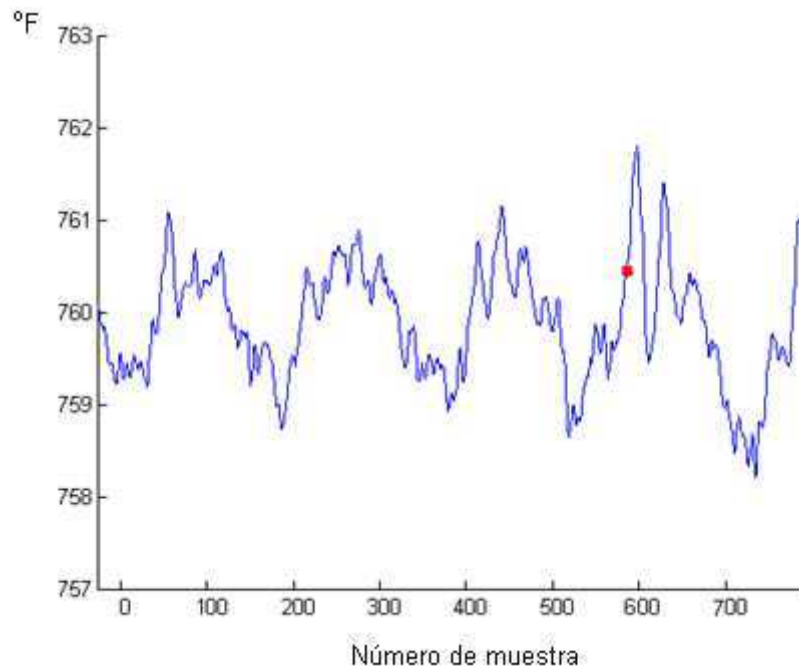


Figura 5.47 Variable 22 en la muestra 586 del análisis

Como sucedió en las pruebas anteriores, las variables identificadas por el algoritmo como las que más contribuyen en la falla, tienen un valor normal en el punto de la posible falla por lo que estas variables no son las que contribuyen al problema en el proceso.

En la Figura 5.45 de contribuciones se aprecia que también aparece otra variable que contribuye a la falla, ésta es la número 20 (sensor de temperatura del ingreso de agua sobrecalentada a la caldera 1).

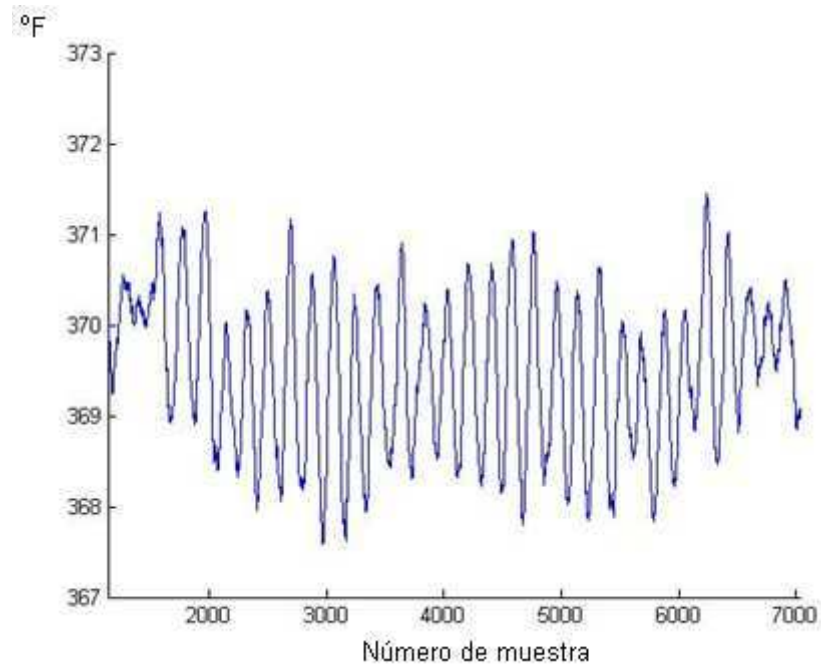


Figura 5.48 Variable 20 en la muestra 586 del análisis

Se observa que tampoco existe anomalía en la muestra 586, por lo que esta variable no está causando ningún efecto en la falla.

5.4 PRUEBA 4

Para la siguiente prueba se usa la base, de datos del día que en se produjo una falla grave en las calderas que ocasionó una parada de la planta.

La falla ocurrió aproximadamente en la muestra 9.486, por lo tanto se usará el mismo subgrupo de variables de la caldera 1 (un total de 28 variables) para lo cual es necesario 600 muestras para la construcción del modelo inicial. Se escoge desde la muestra 8.400 hasta la 9.000, y desde la muestra 9.001 se inicia el análisis.

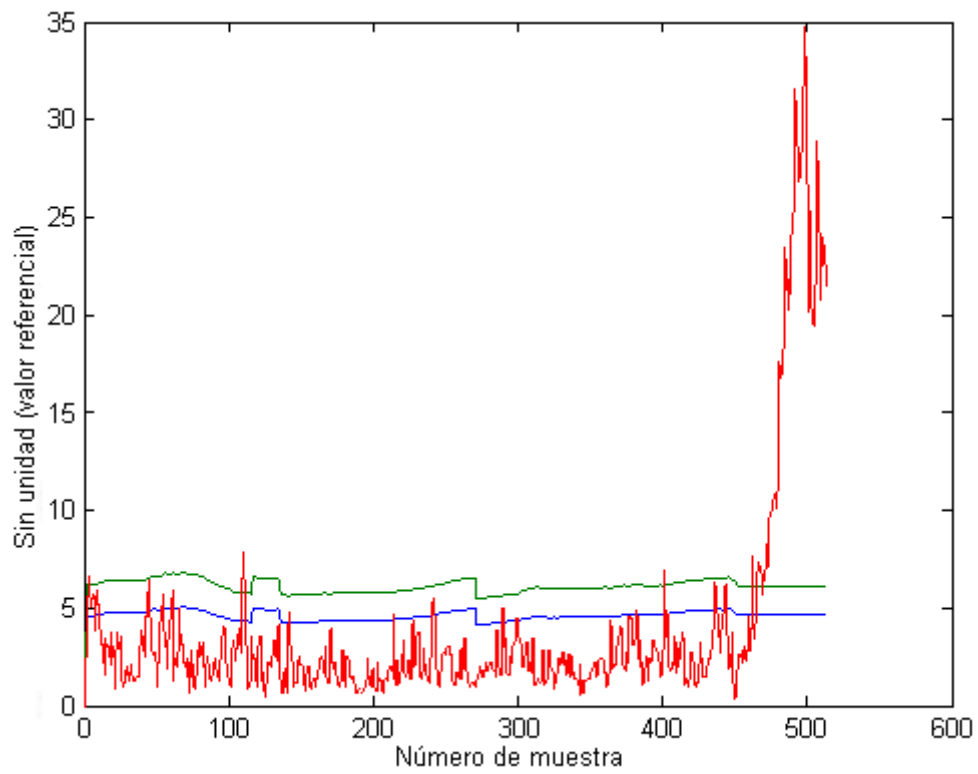


Figura 5.49 Gráfico de análisis de confiabilidad Q

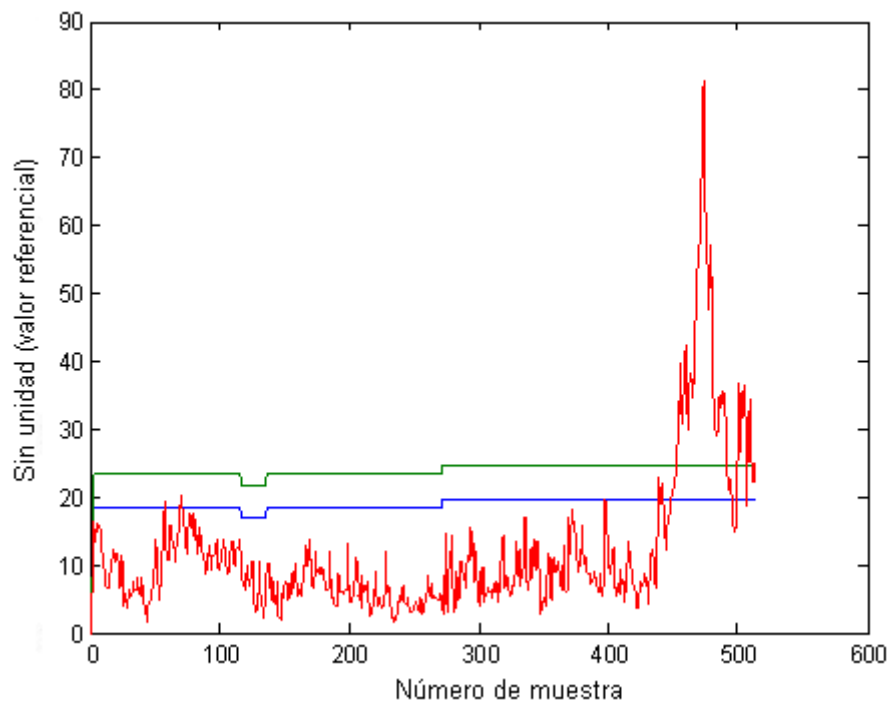


Figura 5.50 Gráfico de análisis de confiabilidad Hotelling T^2

5.4.1 Análisis de confiabilidad

El análisis de confiabilidad Q detecta la primera falla en la muestra 454.

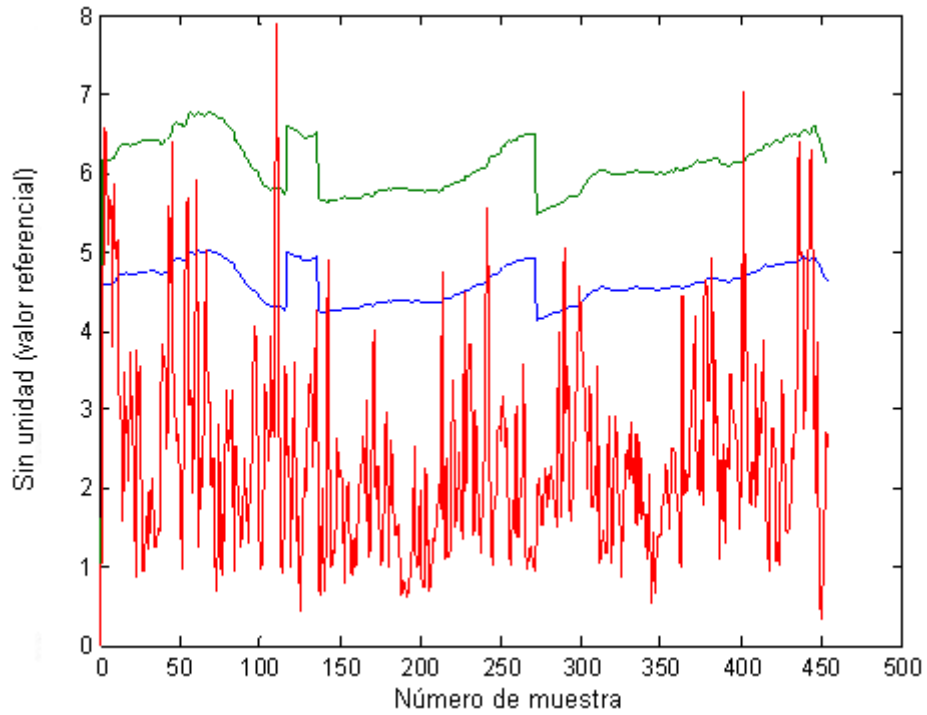


Figura 5.51 Análisis de confiabilidad Q en la muestra 454

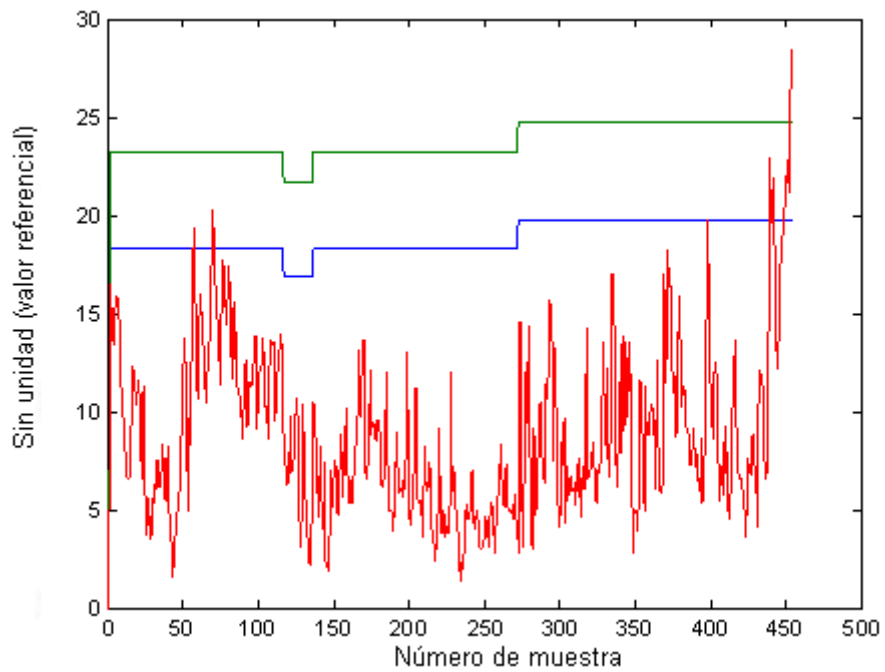


Figura 5.52 Análisis de confiabilidad T^2 en la muestra 454

Se puede observar que el análisis de confiabilidad T^2 es quien mejor detectó la falla. En el gráfico de contribuciones se observa que la variable que causa la falla es la número 22 (sensor de temperatura en la caldera 1).

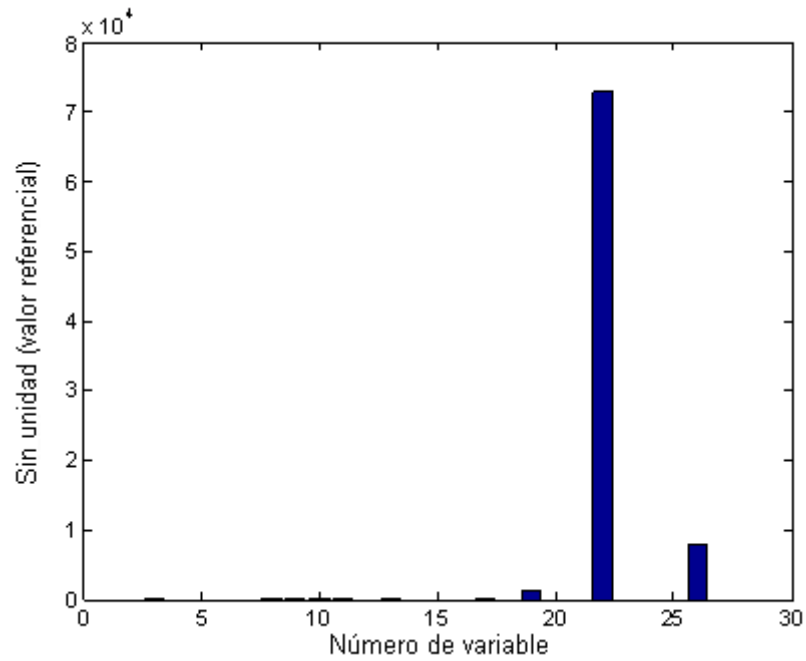


Figura 5.53 Gráfico de contribuciones en la muestra 454

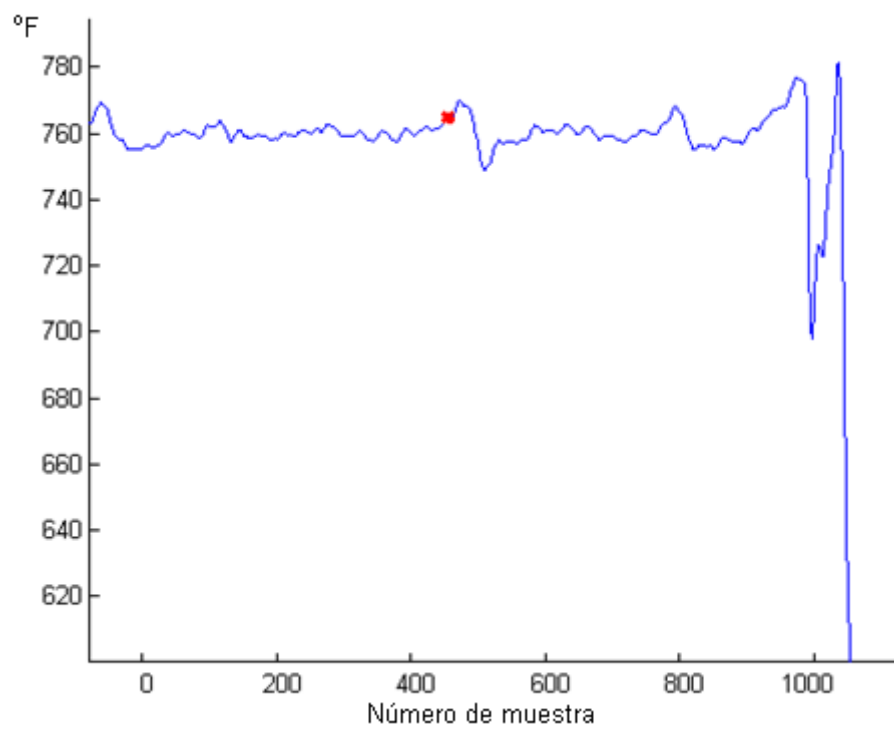


Figura 5.54 Variable 22 en la muestra 454 del análisis

La variable 22 no presenta ninguna anomalía, por lo que ésta no influye en la falla del proceso.

En este día, la falla fue debido a que no había agua en el ingreso a la caldera, ocasionando que la temperatura aumente y se produzca la parada de la planta, es decir que la variable que contribuyó a la falla es la variable 21, que corresponde a la temperatura en el domo de la caldera, pero en la matriz de contribución no aparece esta variable.

5.5 ANÁLISIS Y RESULTADOS DE LAS 4 PRIMERAS PRUEBAS EFECTUADAS.

5.5.1 Prueba 1

La primera prueba se realiza con una base de datos recolectada de un día común de funcionamiento de la planta donde no existió una falla grave que cause una parada total. Se escogió el día 9 de Abril del 2009. Además, se considera a toda la planta como un único proceso, con un total de 156 variables, que abarcan los valores de casi todos los sensores de los diferentes subprocesos de la planta.

Para crear el modelo inicial de PCA se toma 3.000 muestras de la base de datos en un punto durante el día, donde la planta se encuentre lo más estable. Este número de muestras es calculado en base al número de variables a aplicar en el análisis.

Al comenzar el análisis de confiabilidad, el algoritmos SPE o Q detecta una falla en la muestra número 119. Después de analizar las variables del proceso, se observa que en realidad existe una anomalía detectada por el sensor número 40,

que corresponde al sensor de análisis del agua en la ÓSMOSIS, en la siguiente figura se observa la perturbación existente.

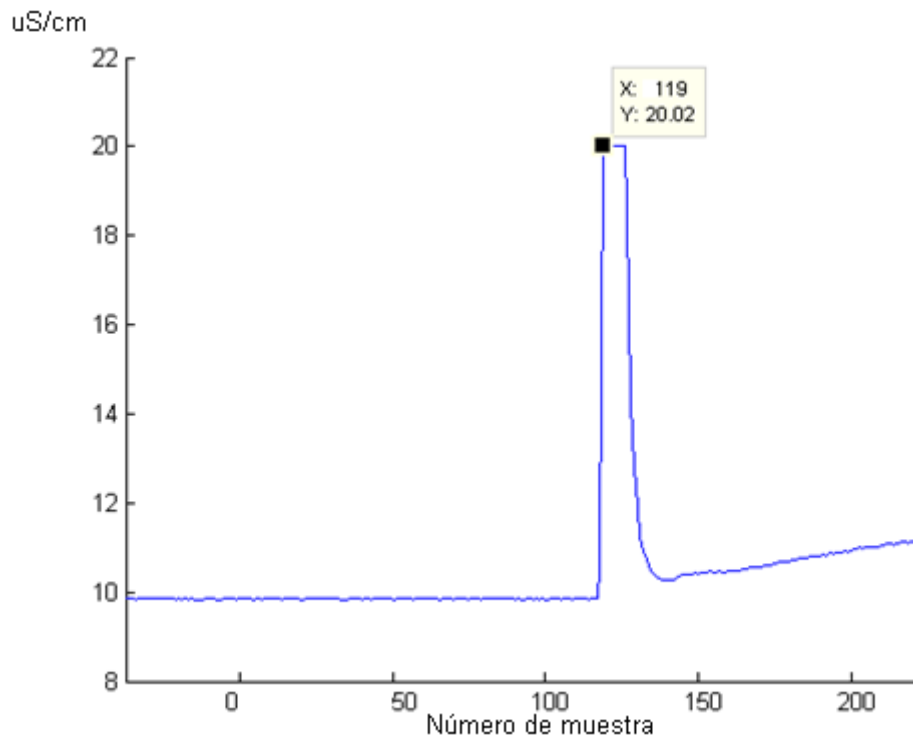


Figura 5.55 Variable 40 sensor de análisis del agua en la OSMOSIS

Con lo expuesto, queda demostrada la efectividad de ambos algoritmos de confiabilidad SPE o Q y Hotelling T^2 para detectar la falla.

En la segunda parte de la primera prueba, se trata de identificar la falla, es decir, encontrar la variable que tiene una mayor contribución en el punto de inestabilidad de la planta.

El resultado de la primera prueba indica que la variable que más contribuye en el punto de inestabilidad es la variable número 156 (transmisor de presión en la tubería de suministro de gas combustible de la caldera 2), pero como se observa en la figura 5.9 esto no es lo correcto, por lo que se encuentra el primer error en el algoritmo para identificar la falla.

5.5.2 Prueba 2

En la prueba 2 se aplica el análisis del día 26 de Febrero 2009, donde ocurrió un evento importante: una de las calderas quedó sin agua, lo que originó que suba la temperatura y se disparen los sistemas de seguridad parando la planta.

Para la construcción del modelo inicial se usa 3.000 muestras que corresponden al momento antes de que ocurra la falla, además se reducen las variables a solamente 52 que corresponden a los sensores de la caldera 1 y 2.

El análisis de confiabilidad indica que existe una posible falla en la muestra número 253 y que la variable que más contribuye en este punto es la 41 (sensor de presión de la salida de vapor en la caldera 2), pero nuevamente se encuentra que ésta no es la variable que realmente contribuye a la falla en la muestra número 253.

Nuevamente, las pruebas indican que el algoritmo para detectar las fallas en el proceso es eficiente, pero no así el algoritmo de identificación de fallas. La matriz de contribuciones encuentra variables que no contribuyen en realidad a la falla.

5.5.3 Prueba 3

Para la prueba 3 se reduce aún más el número de variables para el análisis, ahora se tiene sólo 28 variables que corresponden a los sensores de la caldera 1. Se vuelve a utilizar la base de datos que corresponde al día 9 de Abril del 2009, en este caso el análisis de confiabilidad detecta una falla en la muestra 586, pero nuevamente el algoritmo para identificarla muestra las variables que no contribuyen en dicha falla.

5.5.4 Prueba 4

Para la prueba 4 se utilizan las mismas 28 variables que corresponden a los sensores de la caldera 1, pero se aplica el análisis a la base de datos que corresponde al día 26 de Febrero del 2009, día en que se produjo la parada de la

planta por una falla grave. En este caso el análisis de confiabilidad detecta un problema en la muestra 454 que es el punto en que realmente ocurrió la falla, pero nuevamente el algoritmo de identificación de fallas muestra las variables que no contribuyeron en la misma.

5.5.5 Resultado de las pruebas

Después de las cuatro pruebas realizadas se comprueba el buen funcionamiento del algoritmo de detección de fallas. El algoritmo detecta cuando el valor de una de las variables sale de su rango normal de funcionamiento.

Se realizaron las pruebas en diferentes condiciones y se comprobó la efectividad del algoritmo aplicándolo en el día en que se produjo una falla real, el algoritmo de detección de fallas pasa satisfactoriamente las pruebas realizadas.

No así el algoritmo de identificación de fallas, el cual se basa en la matriz de contribuciones, en todos los casos identifica mal las variables que contribuyen en ese momento.

Debido a que la fórmula para construir la matriz de contribución no es efectiva, se decide buscar otro algoritmo que sea efectivo para construir la matriz de contribución y así identificar la falla correcta.

Investigando y analizando los algoritmos para detectar la falla se encontró que para construir la matriz de contribuciones basta con analizar la muestra ya normalizada; con este vector de n variables se construye la matriz de contribuciones, y así se identifica de mejor forma la falla. En el Capítulo 2 se detalla este cambio en el algoritmo de identificación.

Por lo tanto, se realizan 2 pruebas más para comprobar la efectividad del algoritmo de identificación de la falla, no así el algoritmo de detección de fallas, ya que la efectividad de este fue comprobada con las pruebas anteriores.

5.6 PRUEBA 5

Para esta prueba se repite la prueba #1 con el mismo algoritmo de detección de fallas (algoritmo de confiabilidad Q y Hotelling T^2), pero con el nuevo algoritmo de identificación de fallas (matriz de contribuciones).

Se usa la base de datos del día 29 de Abril del 2009, un día normal de funcionamiento. Se crea el modelo inicial con 3.000 muestras y 156 variables que corresponden a todos los sensores del proceso de la planta.

Como sucedió en la primera prueba, el análisis de confiabilidad Q detecta una falla en la muestra 119.

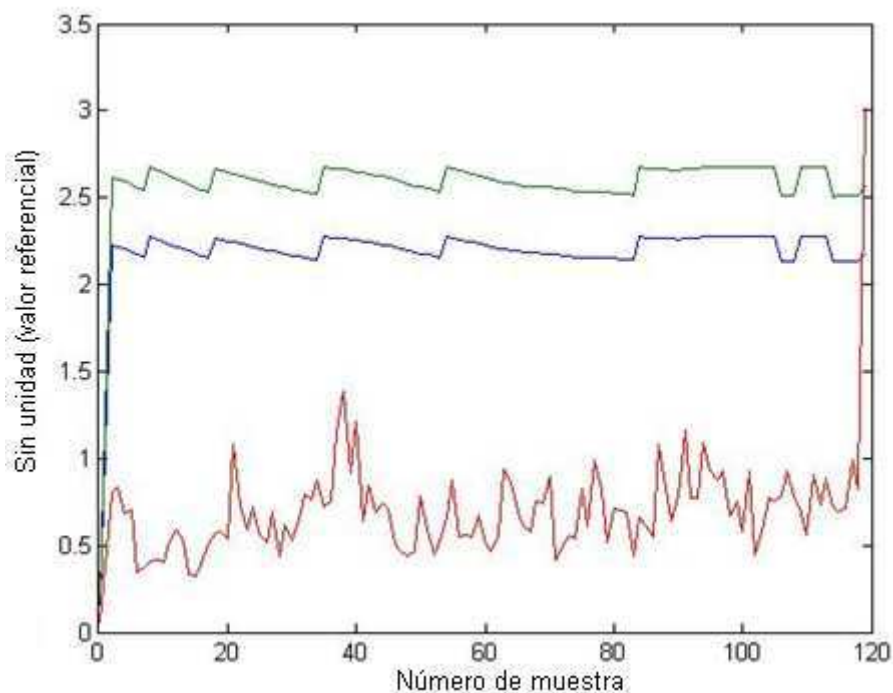


Figura 5.56 Gráfico de confiabilidad de Q falla en la muestra 119

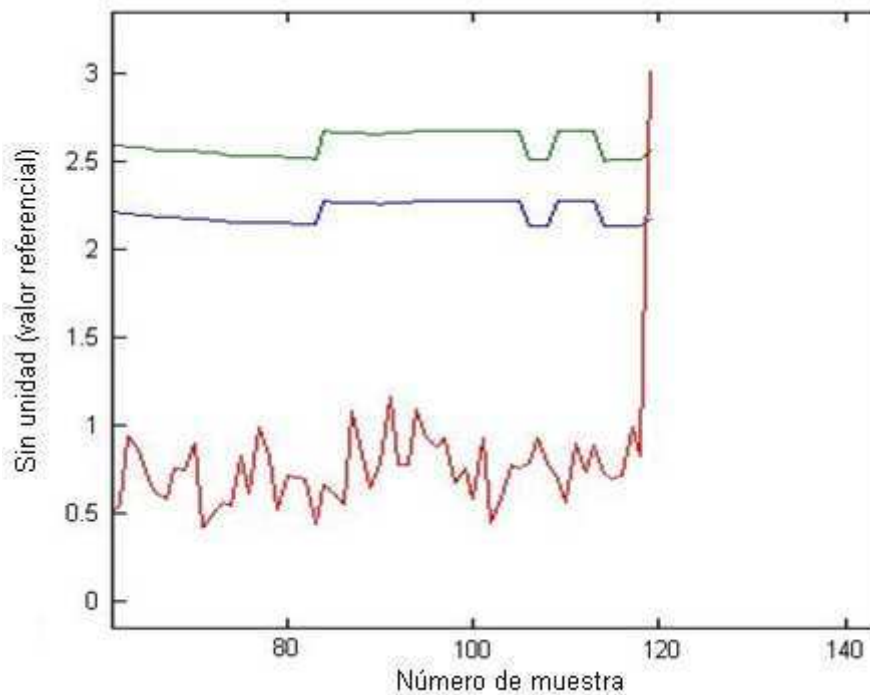


Figura 5.57 Acercamiento falla en la muestra 119 del gráfico de análisis de confiabilidad Q

De la misma manera en que la prueba 1, el análisis de confiabilidad Hotelling T^2 no detecta ninguna falla en la planta en la muestra 119.

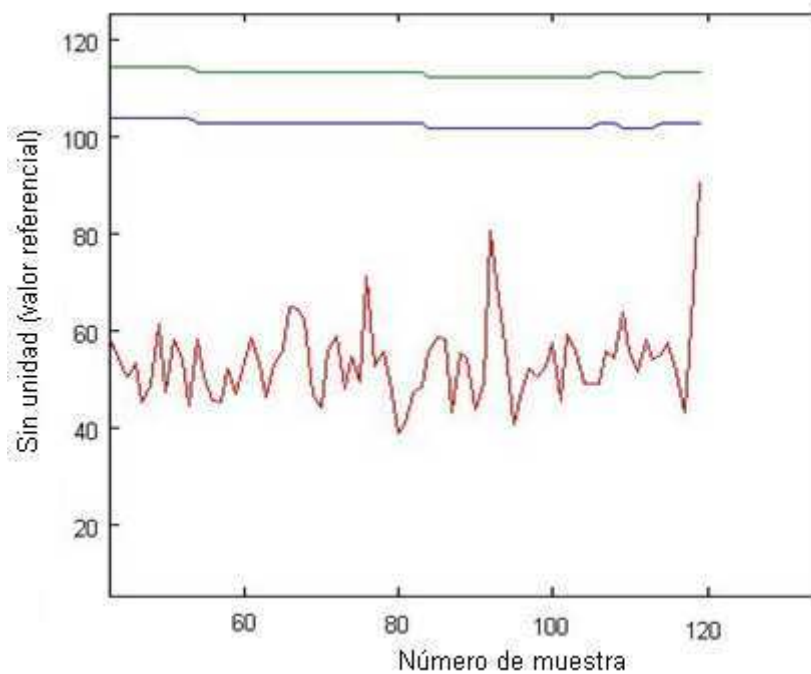


Figura 5.58 Gráfico de confiabilidad de T^2 falla en la muestra 119

Ahora se usa el nuevo algoritmo para construir la matriz de contribuciones para identificar la falla.

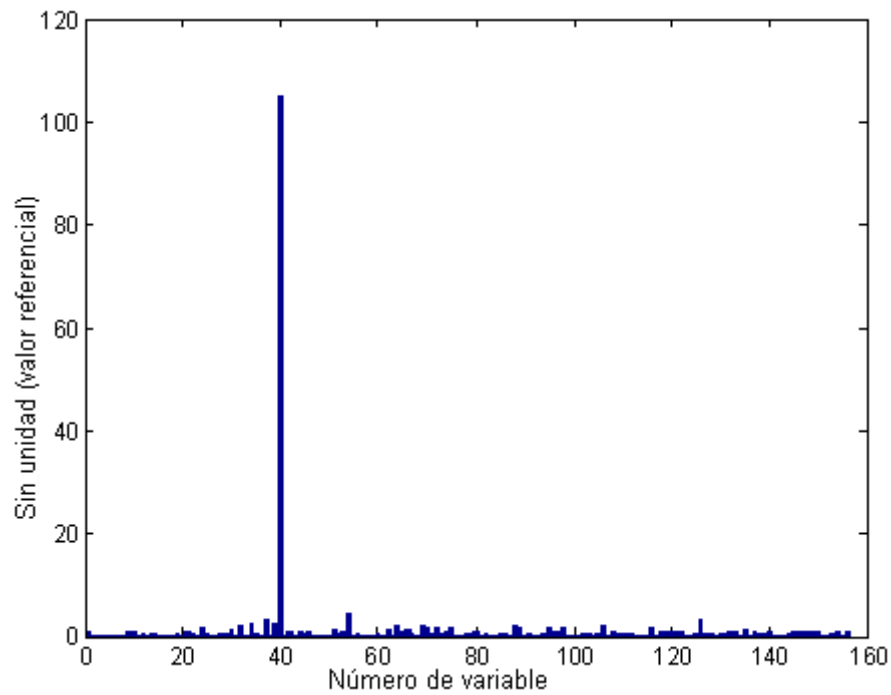


Figura 5.59 Gráfico de barras de la matriz de contribución

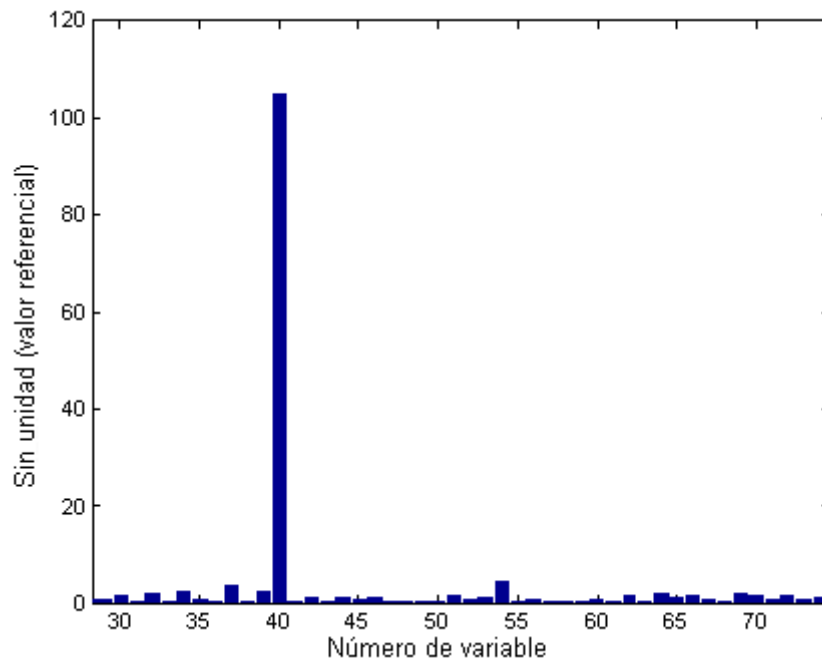


Figura 5.60 Gráfico de acercamiento de las variables que más contribuyen en la falla

Según la matriz de contribuciones indica, la variable que más contribuye en la falla es la variable número 40 (sensor de análisis del agua en la ÓSMOSIS).

Luego de verificar la variable en este punto se observa que realmente tiene una anomalía en la muestra 119.

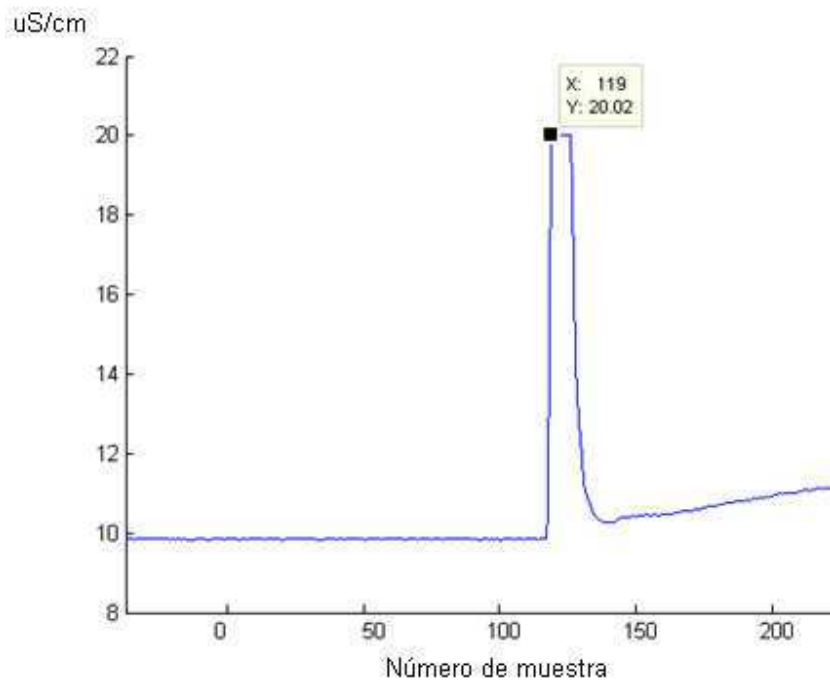


Figura 5.61 Variable 40 sensor de análisis del agua en la ÓSMOSIS

Por lo tanto, se comprueba la efectividad del nuevo algoritmo de identificación de fallas en esta prueba.

Se continúa con el análisis en la siguiente muestra, la número 120 y se observa que ahora el análisis de confiabilidad Hotelling T^2 también detecta el problema.

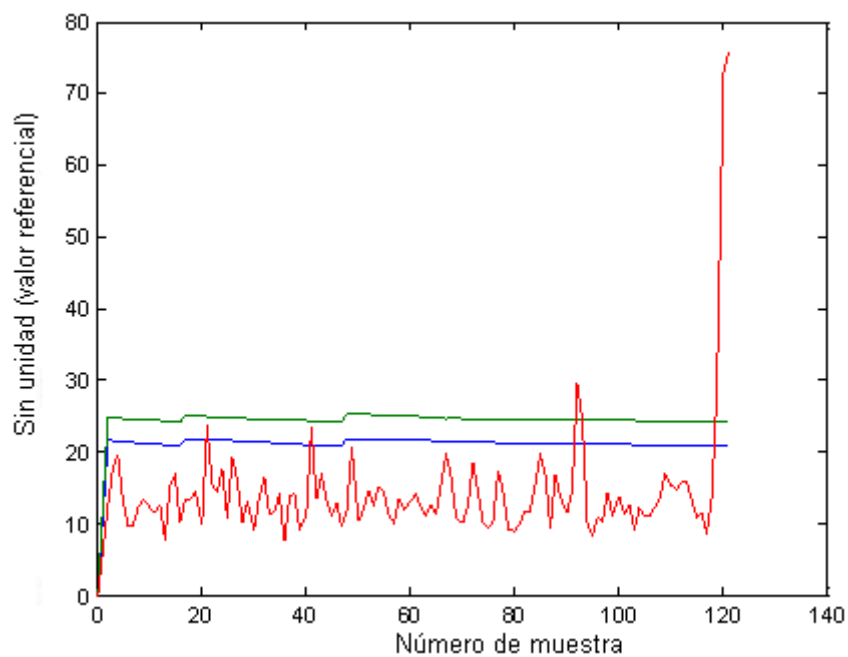


Figura 5.62 Acercamiento falla en la muestra 120 del gráfico de análisis de confiabilidad Q

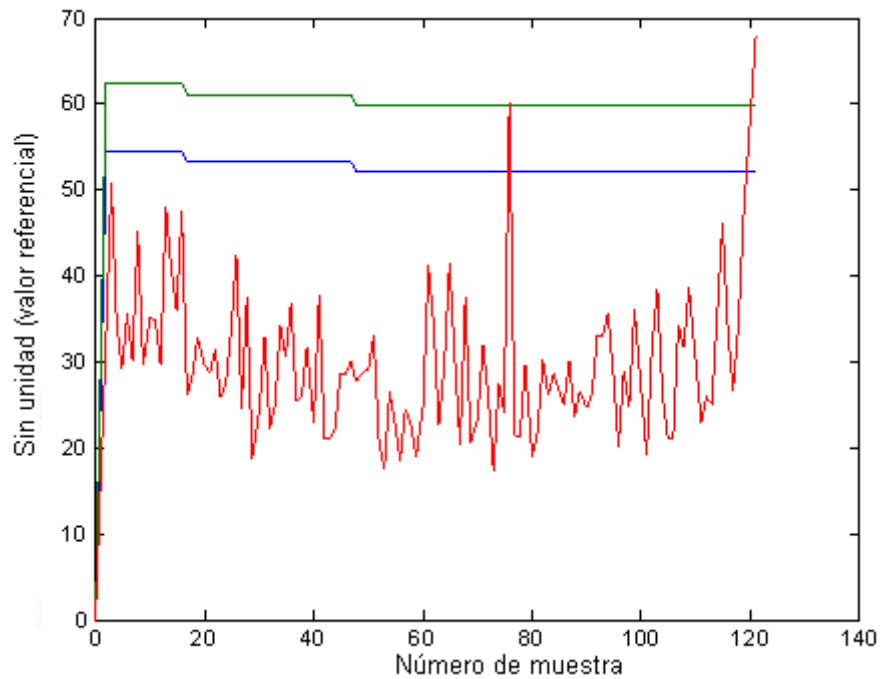


Figura 5.63 Gráfico de confiabilidad de T^2 falla en la muestra 120

De la misma manera, la matriz de contribución identifica la falla en la variable 40 (sensor de análisis del agua en la ÓSMOSIS).

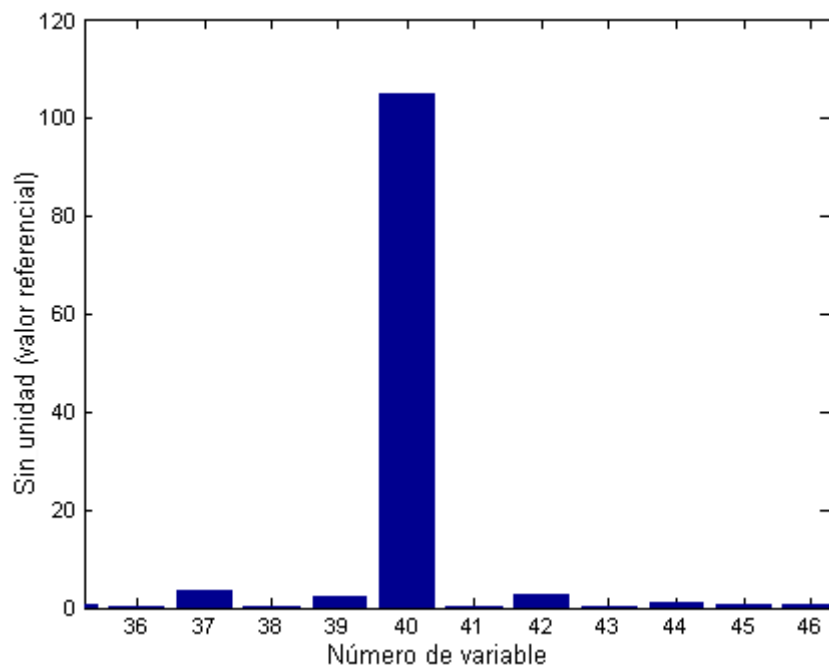


Figura 5.64 Gráfico de acercamiento de las variables que más contribuyen en la falla

Luego que la variable vuelve a su valor normal de funcionamiento, los análisis de estabilidad vuelven a indicar una estabilidad en la planta.

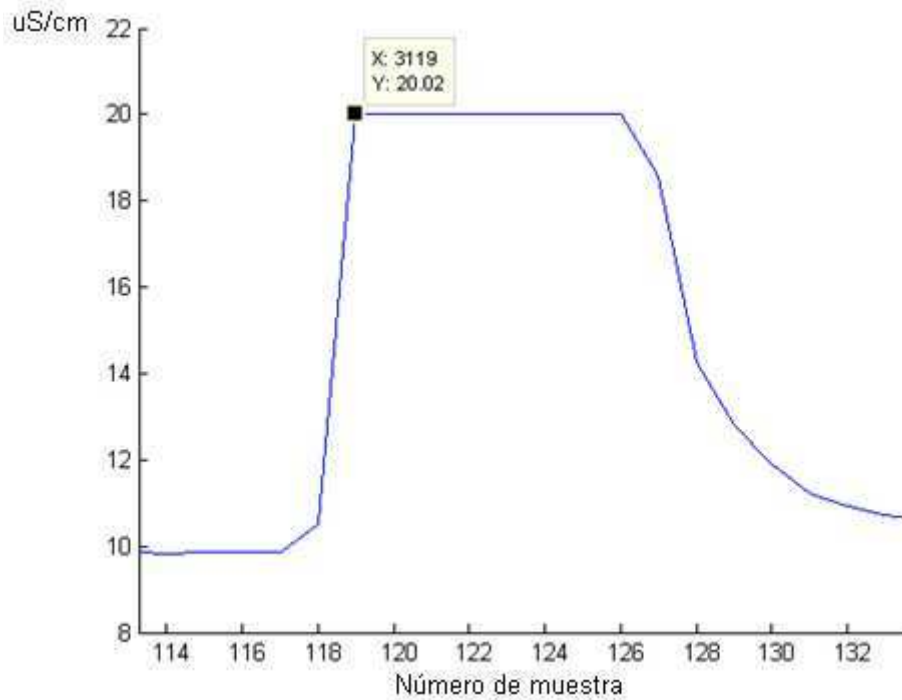


Figura 5.65 Variable 40 sensor de análisis del agua en la ÓSMOSIS

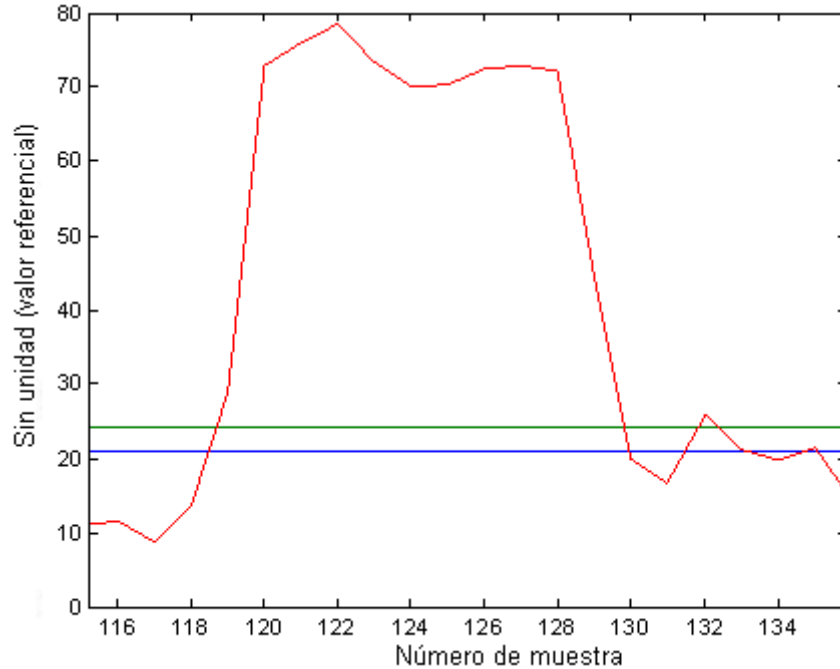


Figura 5.66 Acercamiento falla alrededor de la muestra 119 del análisis de confiabilidad Q

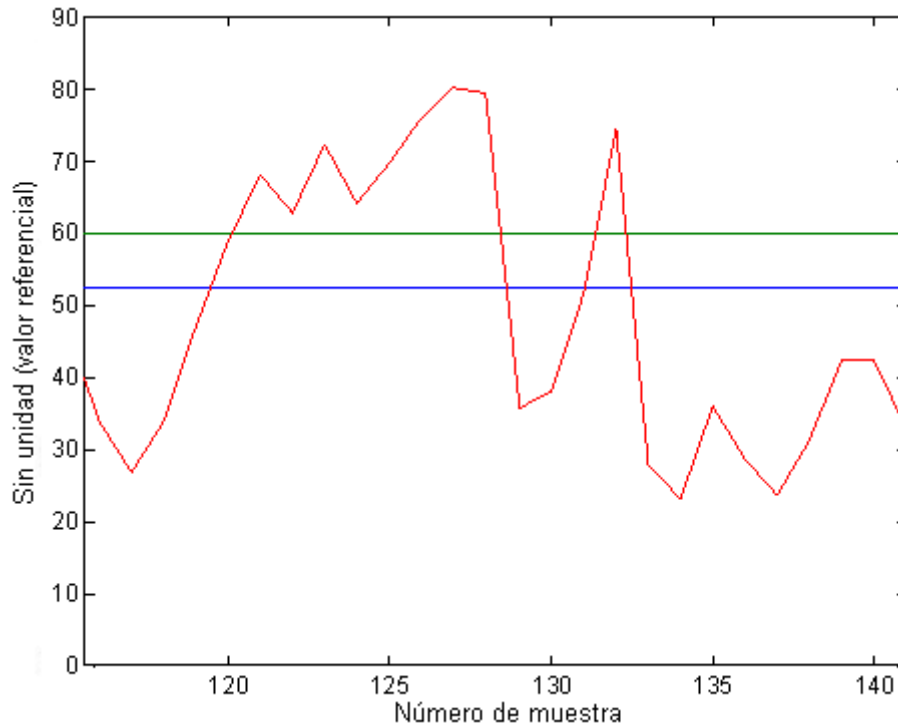


Figura 5.67 Acercamiento falla alrededor de la muestra 119 del análisis de confiabilidad de T^2

El análisis de confiabilidad Q es el que mejor detectó la falla. La forma de la falla detectada por análisis de confiabilidad Q es muy similar a la forma de la variable 40.

5.7 PRUEBA 6

Ahora se repite la prueba 5, pero aplicándola al día en que se produjo la falla importante que llevó a la parada de la planta, éste corresponde al 26 de Febrero.

De la misma manera se usa 156 variables y 3.000 muestras para crear el modelo inicial.

En el primer paso se aplica el análisis de confiabilidad Q y Hotelling T^2 y se tiene los siguientes resultados:

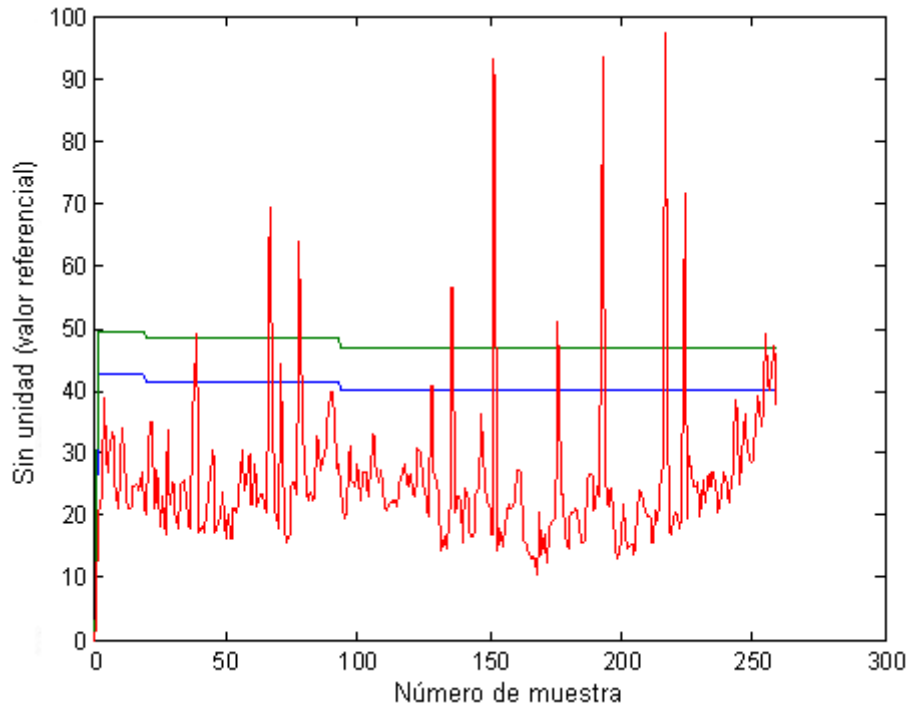


Figura 5.68 Gráfico de confiabilidad de T^2 falla en la muestra 259

El análisis de confiabilidad Hotelling T^2 detecta fallas durante las primeras 259 muestras, pero se observa que éstas vuelven a entrar dentro de los límites de confiabilidad, por lo que se consideran falsas alarmas.

En cuanto al análisis de confiabilidad Q, éste detecta una falla en la muestra 259 que con ayuda de la matriz de confiabilidad indica que las variables que más contribuyen en la falla son las variables: 93 (válvula de ingreso de agua a la caldera 2); 94 (válvula de venteo de vapor sobrecalentado de la caldera 2); 67 (válvula de ingreso de agua a la caldera 1); 68 (válvula de venteo de vapor sobrecalentado de la caldera 1); 63 (sensor de temperatura en el domo de la caldera 1); 89 (sensor de temperatura en el domo de la caldera 1).

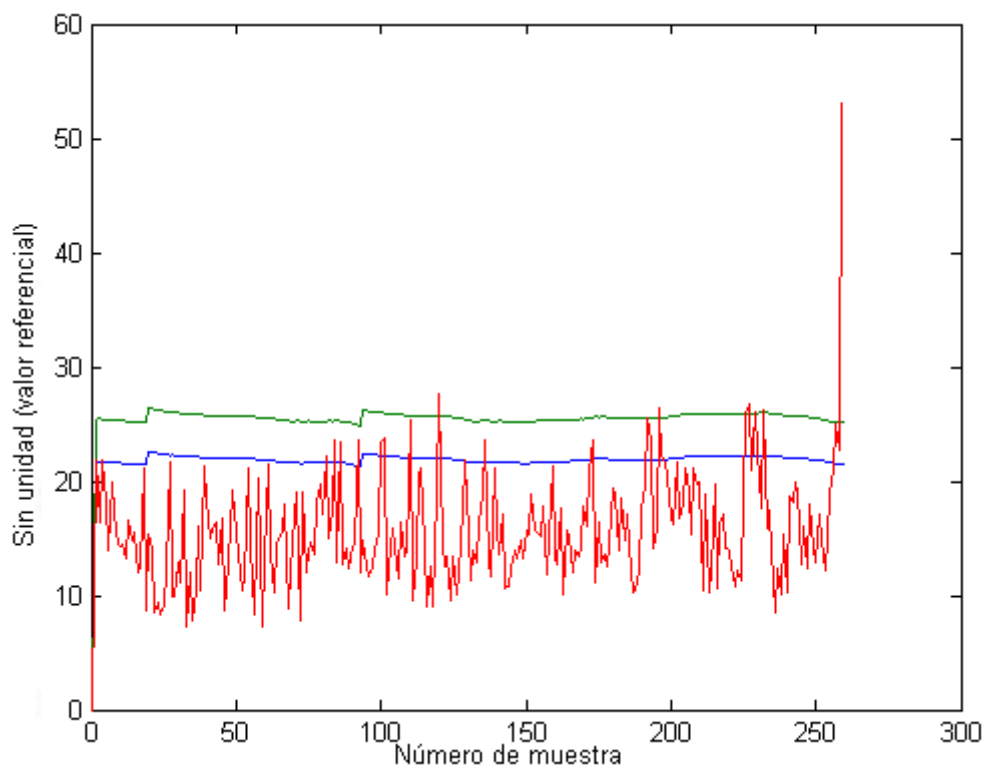


Figura 5.69 Gráfico de confiabilidad de Q falla en la muestra 259

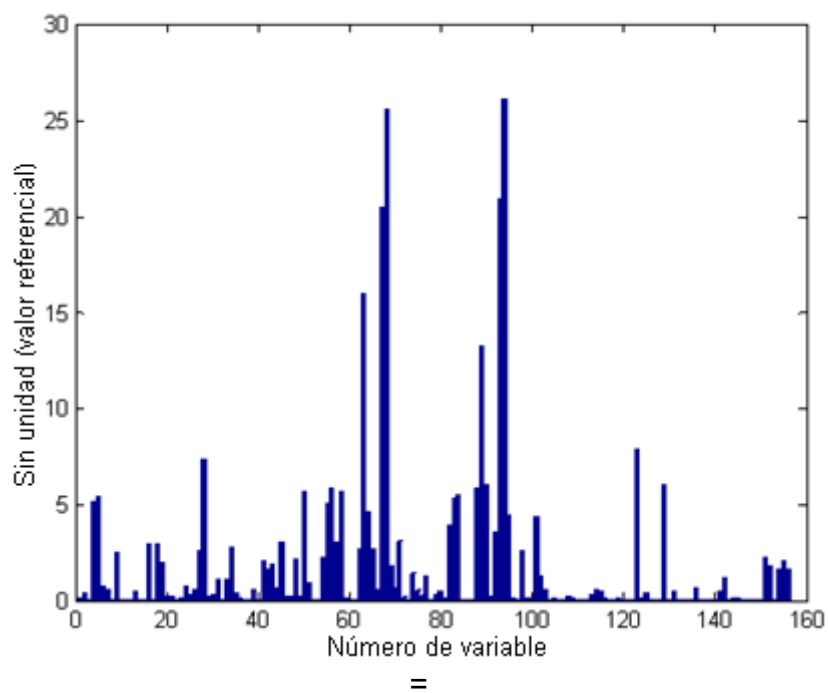


Figura 5.70 Gráfico de barras de la matriz de contribución

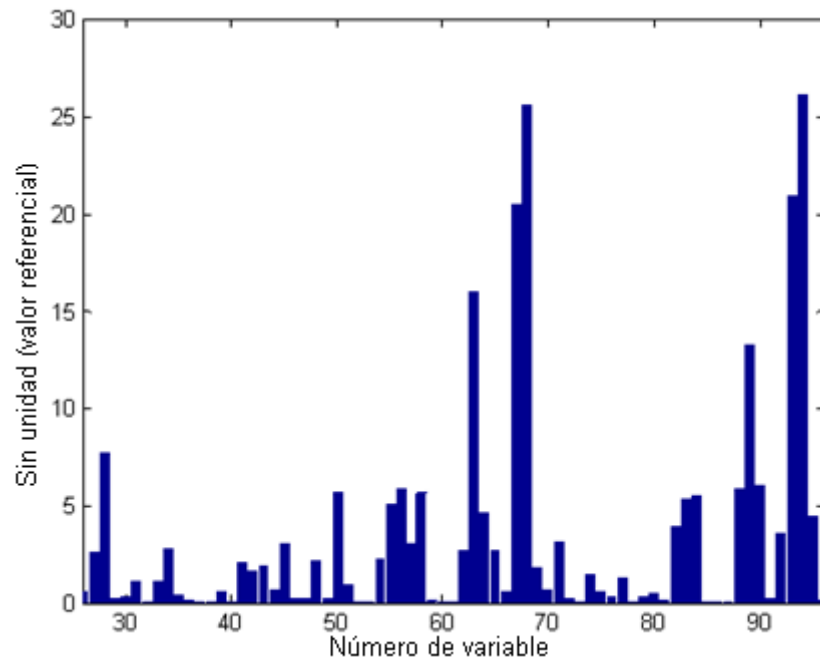


Figura 5.71 Gráfico de acercamiento de las variables que más contribuyen en la falla

En las siguientes figuras se muestra estas variables en el punto que se detectó la falla.

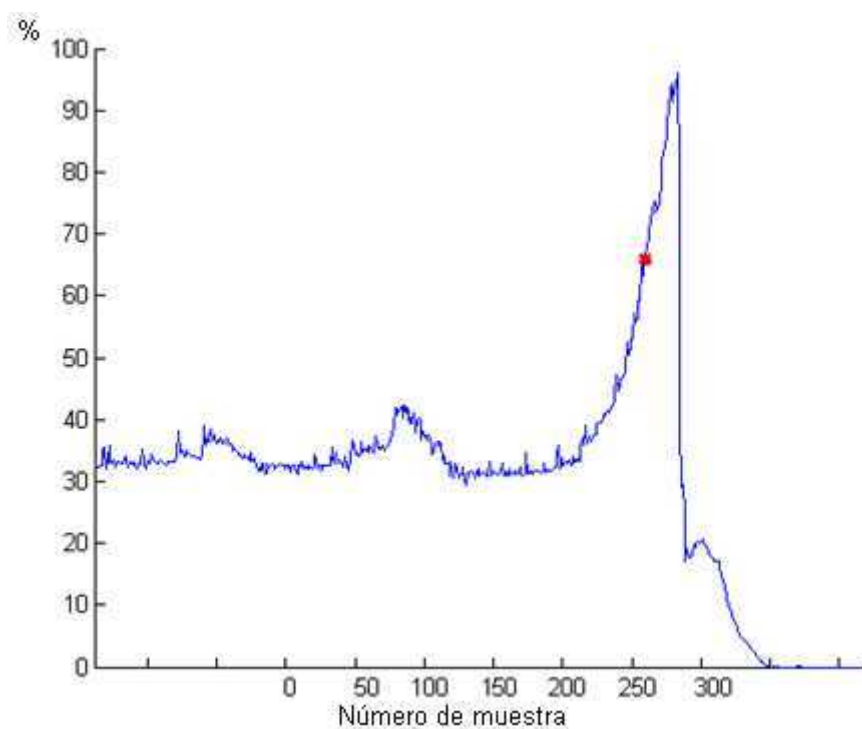


Figura 5.72 Variable 93 válvula de ingreso de agua a la caldera 2

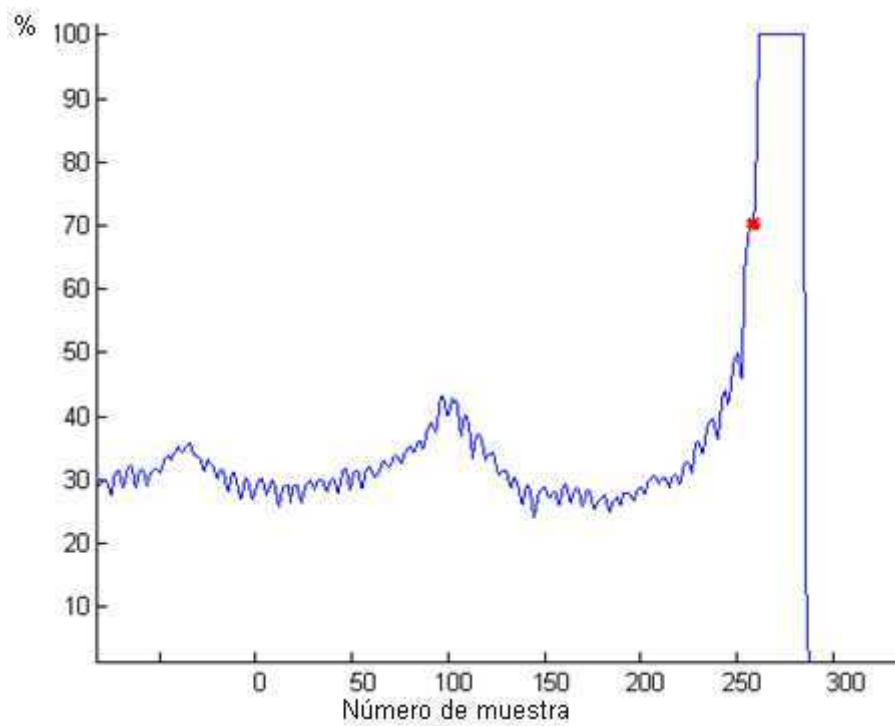


Figura 5.73 Variable 94 válvula de venteo de vapor sobrecalentado de la caldera 2

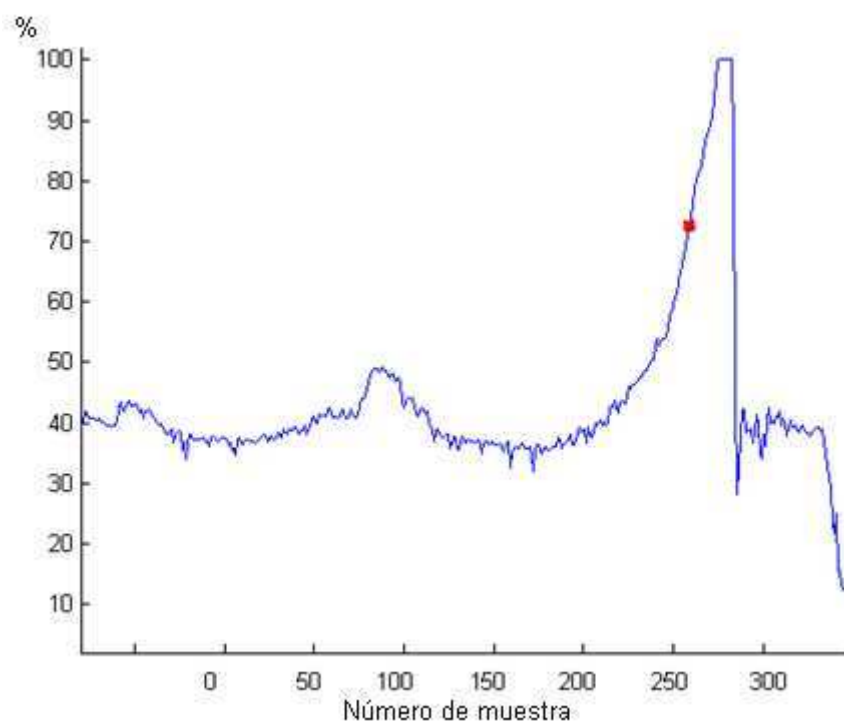


Figura 5.74 Variable 67 válvula de ingreso de agua a la caldera 1

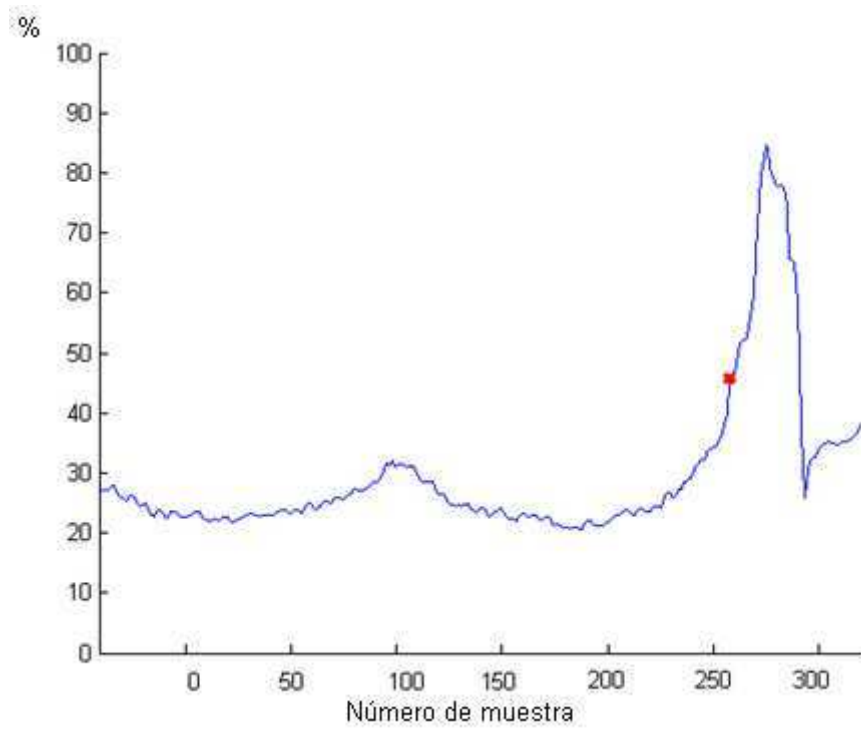


Figura 5.75 Variable 68 válvula de venteo de vapor sobrecalentado de la caldera 1

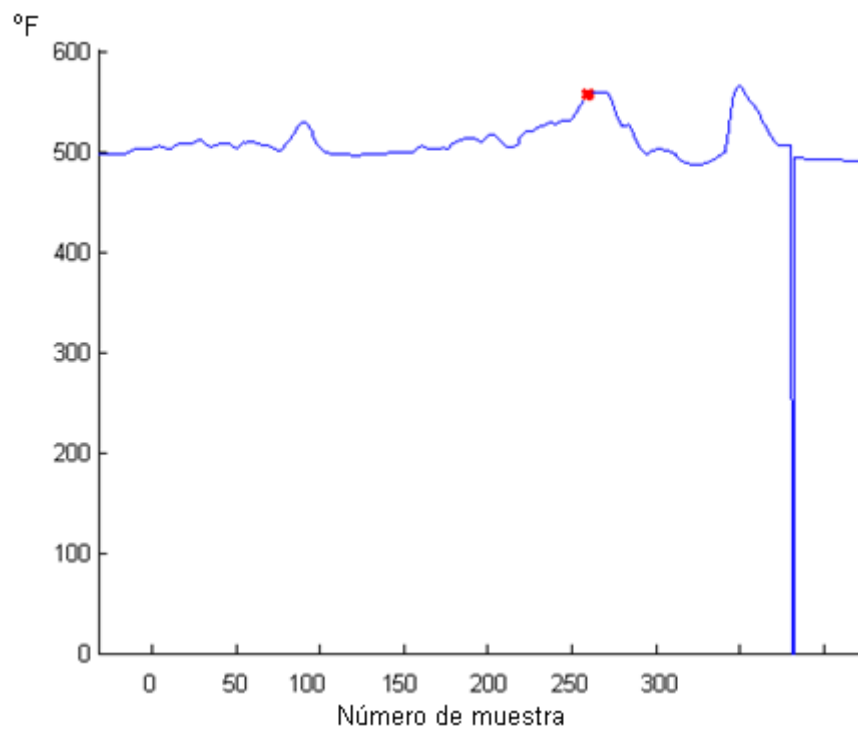


Figura 5.76 Variable 63 sensor de temperatura en el domo de la caldera 1

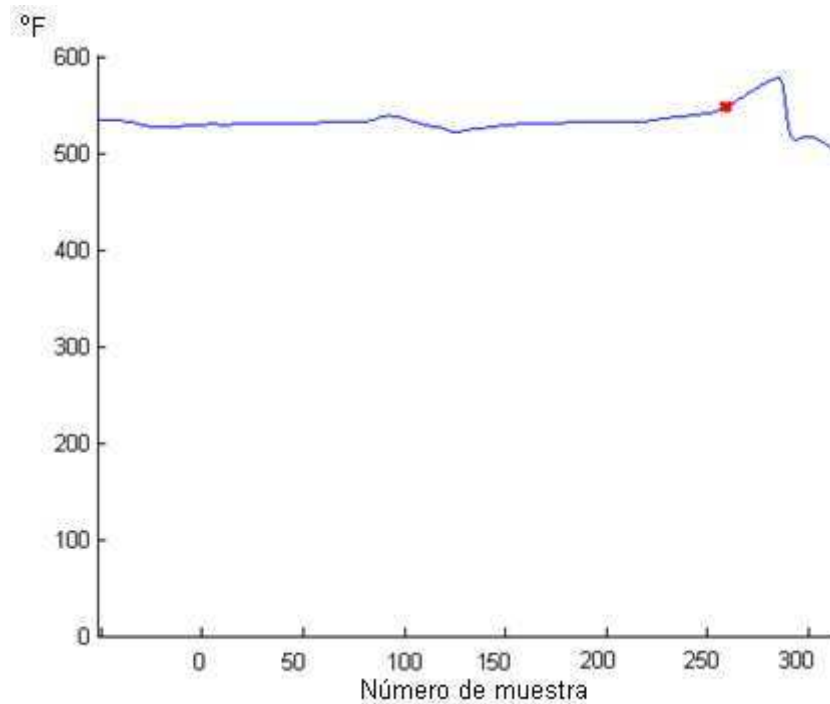


Figura 5.77 Variable 89 sensor de temperatura en el domo de la caldera 1

Se continua con el análisis y en la muestra 265, el algoritmo Hotelling T^2 recién empieza a salir de los límites de confiabilidad detectando la falla que ya fue encontrada por el análisis de confiabilidad Q en la muestra 259.

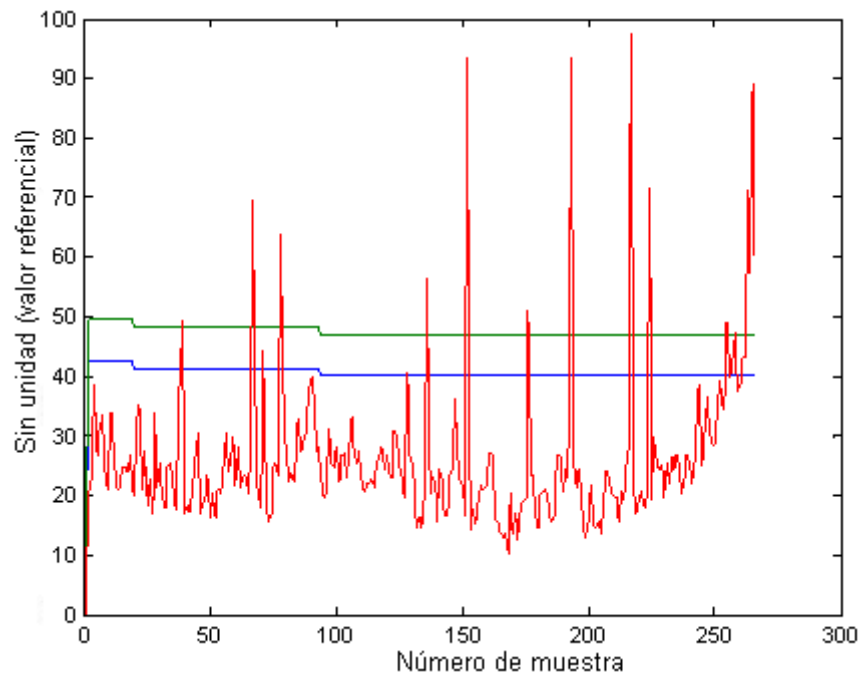


Figura 5.78 Gráfico de confiabilidad de T^2 falla en la muestra 265

La matriz de contribuciones muestra las misma, variables que en la muestra 259, éstas : la variable 93 (válvula de ingreso de agua a la caldera 2); 94 (válvula de venteo de vapor sobrecalentado de la caldera 2); 67 (válvula de ingreso de agua a la caldera 1); 68 (válvula de venteo de vapor sobrecalentado de la caldera 1); 63 (sensor de temperatura en el domo de la caldera 1); 89 (sensor de temperatura en el domo de la caldera 1).

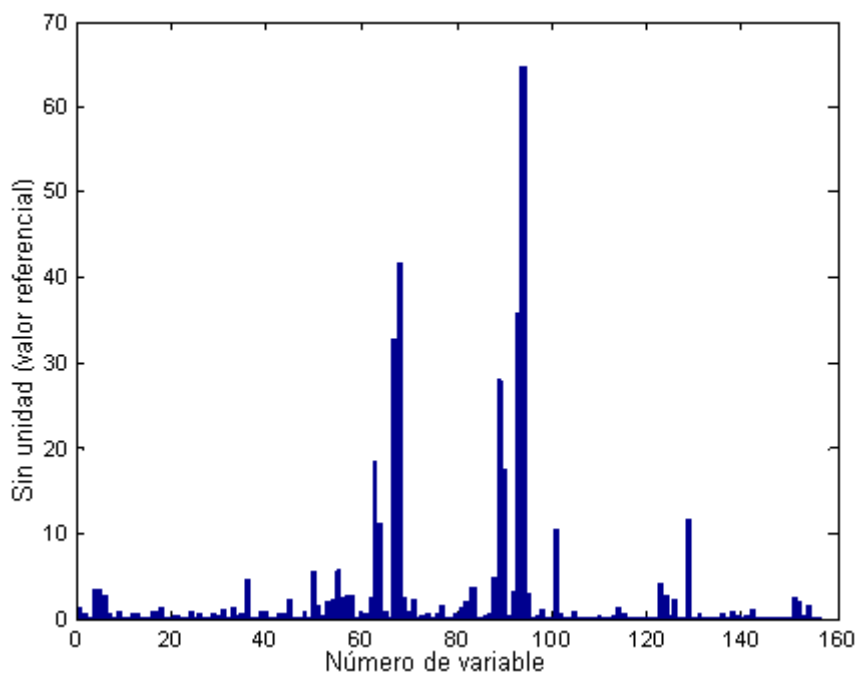


Figura 5.79 Gráfico de barras de la matriz de contribución

5.8 ANÁLISIS Y RESULTADOS DE LAS 2 ÚLTIMAS PRUEBAS EFECTUADAS.

5.8.1 Prueba 5

En esta prueba se repite la prueba 1, pero aplicando el nuevo algoritmo para identificar la falla. Se aplica un día común de funcionamiento de la planta, usando todas las variables, es decir 156 que corresponda a los sensores de todo el proceso de la planta.

El primer algoritmo en detectar la falla es el algoritmo de confiabilidad SPE o Q en la muestra número 119, no así el algoritmo de confiabilidad Hotelling T^2 que aún indica que el sistema está dentro de los límites de confiabilidad en la muestra 119. A partir de la muestra 120 el algoritmo de confiabilidad Hotelling T^2 recién detecta una falla en el sistema.

El nuevo algoritmo de identificación de la falla indica que la variable que más contribuye en ésta es la número 40 (sensor de análisis del agua en la ÓSMOSIS), luego de analizarla queda comprobada la efectividad del algoritmo, ya que en este punto (muestra 119) la variable presenta un cambio brusco en su valor.

5.8.2 Prueba 6

En la prueba 6 se repiten los algoritmos de la prueba 5, pero aplicándolos a un día donde existió una falla importante en la planta.

Nuevamente, el primer algoritmo en detectar la falla es el algoritmo de confiabilidad SPE o Q en la muestra 259 y luego en la muestra 265 el algoritmo de confiabilidad Hotelling T^2 recién detecta la falla.

El algoritmo de identificación de fallas vuelve a ser efectivo y muestra las variables que realmente tienen una mayor contribución en la falla en la muestra 259. De la misma manera ocurre en la muestra 265 respecto a la efectividad de la identificación de la falla.

5.8.3 Resultado de las pruebas

Luego de las dos últimas pruebas se verifica la efectividad del nuevo algoritmo para identificar la falla, teniendo un excelente resultado comparado con el primer algoritmo aplicado en las primeras 4 pruebas.

Además, se vuelve a comprobar la efectividad de los algoritmos de detección de la falla ya comprobada en las 4 primeras pruebas. Queda claro que el algoritmo

de confiabilidad SPE o Q tiene una mejor detección de la falla que el algoritmo Hotelling T^2 , ya que el algoritmo Q es el primero en detectarla.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

1.- Se denominan plantas termoeléctricas clásicas o convencionales aquellas plantas que producen energía eléctrica a partir de la combustión de carbón, fuel-oil o gas en una caldera diseñada al efecto.

2.- Las plantas termoeléctricas clásicas, cuyo diseño les permite quemar indistintamente diferentes combustibles fósiles (carbón o gas, carbón o fuel-oil, etc.) reciben el nombre de plantas termoeléctricas mixtas.

3.- La planta de generación a vapor está constituida básicamente por los componentes del ciclo agua-vapor, que en un proceso conocido como “Ciclo Rankine”, logra el máximo rendimiento en el aprovechamiento de la energía suministrada por el combustible, para que en una serie de intercambios térmicos finalmente se realice la generación eléctrica.

4.- La planta de generación a vapor está conformada principalmente por dos calderas de combustible dual diseñadas para utilizar gas o crudo como combustible principal o en combinación con un combustible principal y otro complementario.

5.- Con el advenimiento de la mejora de la tecnología de sensores en línea y la automatización, los procesos por lotes con dispositivos de medición computarizada en línea producen grandes cantidades de datos. Es, por tanto, muy importante y esencial extraer la mayor cantidad información útil de los sensores de medición e inferir el estado de un proceso en curso. Sin embargo, ésta es una tarea realmente difícil debido a la complejidad de procesos químicos y biológicos procedentes de la gran cantidad de variables de medición, la fuerte interacción entre las mediciones, la falta de datos, lazos de control, etc.

La industria de semiconductores prevé amplias herramientas de monitoreo de procesos y detección de fallas multivariantes. La mayoría de los métodos multivariantes, utilizados actualmente en la industria, son técnicas basadas en estadísticas.

6.- El objetivo principal que persigue el RPCA es la representación de las medidas numéricas de varias variables en un espacio de pocas dimensiones, donde nuestros sentidos puedan percibir relaciones, que de otra manera, permanecerían ocultas en dimensiones superiores.

7.- Las condiciones que debe cumplir la planta o el proceso a ser monitoreado son las siguientes:

- Debe existir un sistema completo de instrumentación del proceso, es decir que la planta posea sensores que recojan la mayor información de las variables de los diferentes procesos de la planta, además de actuadores para tener un buen control de los procesos.
- Estos instrumentos deben tener transmisores que conviertan y acondicionen la señal para que sea compatible con los PLC's.
- Los PLC's deben pertenecer a una red para que todos los procesos estén interconectados y puedan enviar la información necesaria a los servidores e interfaces hombre-máquina (HMI).

Los servidores deben guardar la información proveniente de la red de PLC's de toda la instrumentación de la planta en una base de datos para que posteriormente será aplicada al análisis estadístico RPCA para el monitoreo de la planta.

8.- Uno de los primeros pasos en el análisis es filtrar los datos que se recogen de la planta, ya que existen variables que no pueden ser procesadas por el análisis RPCA, por ejemplo, si se tiene variables que se mantienen constantes en el análisis de estabilidad, se produce un error en el sistema, ya que la matriz de desviación estándar tiene un valor de cero donde la variable es constante, al diagonalizar esta matriz se mantiene los valores de cero en la diagonal, ocasionando que al calcular la inversa de la matriz diagonal de la desviación estándar se cree una matriz de valores infinitos, lo que provoca que no se pueda aplicar el algoritmo.

9.- Al utilizar, en las primeras pruebas, los algoritmos de confiabilidad SPE o Q, Hotelling T^2 y la matriz de confiabilidad que ya han sido comprobados en su funcionamiento en otros proyectos, no ocurrió lo mismo en el análisis RPCA con la

planta de generación eléctrica a vapor. El problema básicamente estaba en la matriz de contribuciones, la cual no detectaba la variable que realmente contribuía en la falla, por lo que fue necesario diseñar un nuevo algoritmo para este paso del análisis, obteniendo un mejor resultado en la identificación de la falla.

10.- Como se determinó en las pruebas, algunas fallas son detectadas más fácilmente por el análisis de estabilidad Q y otras fallas por el análisis de estabilidad T^2 , por eso es importante complementar siempre los dos análisis de estabilidad para un mejor análisis, además queda claro que el algoritmo de confiabilidad SPE o Q tiene una mejor detección de la falla que el algoritmo Hotelling T^2 .

11.- En el análisis de estabilidad Q como T^2 existen pequeños puntos de inestabilidad donde el sistema no sobrepasa demasiado los límites de confiabilidad, por lo que se los puede considerar falsas alarmas, para evitar estos problemas podemos aplicar otros sistemas como filtros y algoritmos de validación de datos para obtener un monitoreo más confiable.

12.- Al final de las pruebas realizadas se comprobó la efectividad del análisis RPCA en cuanto la detección e identificación de fallas aplicadas en una planta de generación eléctrica a vapor. Esta tesis es una herramienta muy útil para el operador de consola en el monitoreo de la planta y en la anticipación a una posible falla, además este proyecto puede ser la base para un sistema de monitoreo estadístico mucho más completo, donde no sólo se detecta la falla y se la identifica, sino que el sistema puede tomar acciones sobre los controles del proceso para evitar que las fallas detectadas lleven a una parada total de la planta.

13.- No existen limitaciones para aplicar el algoritmo RPCA en la planta de generación eléctrica a vapor. Como se vio en el capítulo 4, existen todas las condiciones necesarias para su aplicabilidad.

BIBLIOGRAFIA

- 1) INSTITUCIO FAMILIAR D'EDUACIO,
<http://www.institucio.org/mestral/tecnotreball/centraterm.htm>

- 2) UNIVERSIDAD NACIONAL DE RIO CUARTO,
http://www.ing.unrc.edu.ar/materias/termodinamica/archivos/apuntes_ciclos_terminos_dinamicos.pdf

- 3) D. ERDOGMUS, N. RAO, H. PEDDANENI, A. HEGDE, J. PRINCIPE, Recursive Principal Components Analysis using eigenvector matrix perturbation, Eurasip Journal on Applied Signal processing 2034-2041, Vol. 2004, N° 13, 2004

- 4) UNIVERSIDAD NACIONAL DE RIO CUARTO,
http://www.ing.unrc.edu.ar/materias/termodinamica/archivos/apuntes_ciclos_terminos_dinamicos.pdf

- 5) M. KANO, S. HASEBE, I. HASHIMOTO, Contribution Plots for Fault Identification Based on the Dissimilarity of Process Data, Aiche Annual Meeting 12-17, Vol. 255, Kyoto University, 2000.

- 6) DAE SUNG LEE, LONG MOON PARK, PETER A. Vanrolleghem, Adaptive multiscale principal component analysis for on-line monitoring of a sequencing batch reactor, Journal of Biotechnology 195-210, Vol. 116, N° 2, 2005.

- 7) VEGA VILCA, José Carlos. Generalización de mínimos cuadrados parciales con aplicación en clasificación supervisada. Universidad de Puerto Rico, 2004.

- 8) Centro de Estadística y Software Matemático,
<http://www.cesma.usb.ve/~lbravo/co6111/clase3.pdf>

- 9) GRANÉ, Aurea. Análisis Discriminante y Clasificación. Departamento de Estadística, Universidad Carlos II de Madrid.

10) CLAVIJO MÉNDEZ Jairo Alfonso, Análisis de componentes principales, Universidad de Tolima-Ibagué, Colombia.

11) WEIHUA LI, H. HENRY YUE, SERGIO VALLE-CERVANTES, S. JOE QIN. Recursive PCA for adaptive process monitoring, Journal of Process Control 471-486, Vol. 10, Nº 5, 2000.

12) ZABALLA, Ion. Valores singulares, ¿Qué son? ¿Para qué sirven?, Universidad del País Vasco-Euskal Herriko Unibertsitatea.

13) CHIANG,L.H., RUSSELL E.L., BRAATZ, R.D. Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems, 1st Edition, 279 p 81 illus, Springer, 2001.

14) FILOSOFIA DE OPERACION Y CONTROL DE UNA PLANTA DE GENERACION, Energy International.

15) D. WANG, J.A. ROMAGNOLI, Robust multi-scale principal components analysis with application to process monitoring, Journal of process Control 869-882, Vol. 15, Nº 8, 2005.

16) A.NORVILAS, A. NEGIZ, J.DECICCO, A. CINAR, Intelligent Process Monitoring by interfacing knowledge-based Systems and multivariate statistical monitoring, Journal of Process Control 341-350, Vol. 10, Nº 4, 2000.

17) AUTOMATAS INDUSTRIALES,

http://www.automatas.org/hardware/teoria_pid.htm

18) UNIVERSIDAD DON BOSCO,

<http://www.udb.edu.sv/Academia/Laboratorios/electronica/Sistemas%20de%20Control%20Automatico/guia5SCA.pdf>

19) PHILLPOTTS, David, Nonlinear Faults Detection and Diagnosis using Kernel based Techniques applied to a pilot Distillation Column, University of Pretoria. 2007.

20) UNIVERSIDAD DE CORDOBA,

<http://www.uco.es/investiga/grupos/eatco/automatica/ihm/descargar/scada.pdf>

21) CASADO, Cristina. Manual básico de Matlab,

http://www.sisoft.ucm.es/Manuales/MATLAB_r2006b.pdf

22) UNIVERSIDAD TECNOLOGICA INTERNACIONAL,

<ftp://decsai.ugr.es/pub/usuarios/castro/Material-Redes-Neuronales/Libros/matich-redesneuronales.pdf>

23) M.J. WADE, A. SANCHEZ, M.R. KATEBI, On real-time control and process monitoring of wastewater treatment plants: real-time process, The Institute of Measurement and Control 173-193, Vol. 8, Nº 3, 2005.

24) UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES,

<http://materias.fi.uba.ar/6720/unidad8.PDF>

25) UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES,

<http://materias.fi.uba.ar/6720/unidad7.PDF>

26) CENTRO DE DOCUMENTACIÓN E INFORMACIÓN CDI – CENACE,

<http://biblioteca.cenace.org.ec/jspui/bitstream/123456789/826/32/RegulacionVelocidad201.pdf>

ANEXOS

7.1 Anexo 1

A continuación se mostrará una lista de los instrumentos principales en cada proceso.

PROCESO	NOMBRE	CÓDIGO	VARIABLE
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE O ₂	AI-SG1701-22	O ₂ EN EL TUBO DE ESCAPE DE LA CALDERA
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE CONDUCTIVIDAD	AIT_1703_1	TRANSMISOR DE CONDUCTIVIDAD
CALDERA 1/2	SENSOR DE LLAMA	BE-SG1701-13	SENSOR DE LLAMA
CALDERA 1/2	SENSOR DE LLAMA	BE-SG1701-13	SENSOR DE LLAMA
CALDERA 1/2	SENSOR DE FLUJO	FE SG1701/3-3	FLUJO DE COMBUSTIBLE DE GAS
CALDERA 1/2	SENSOR DE FLUJO	FE-SG1701/2-20	FLUJO DE AIRE DE COMBUSTIÓN
CALDERA 1/2	SENSOR DE FLUJO	FE-SG1701/2-6	FLUJO DE COMBUSTIBLE DE CRUDO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_1703_1	TRANSMISOR DE FLUJO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_CT1701_1	FLUJO EN LA LÍNEA SUMINISTRO DE AGUA DE REPOSICIÓN
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_P1710A_1	FLUJO EN LÍNEA SALIDA DE POZO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_P1710B_1	FLUJO EN LINEA SALIDA DE POZO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_P1710C_1	FLUJO EN LÍNEA SALIDA DE POZO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_ST1701A_1	FLUJO EN LA LÍNEA DE SUMINISTRO DE VAPOR SOBREALENTADO

TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT_ST1701B_1	FLUJO EN LA LINEA DE SUMINISTRO DE VAPOR SOBRECALENTADO
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1071-3	FLUJO DE GAS
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1071-6	FLUJO DE CRUDO
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1071-6	TRANSMISOR DE FLUJO DE CRUDO
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1701/2-30	FLUJO DE AGUA DE ALIMENTACIÓN
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1701/2-33	FLUJO DE VAPOR SOBRECALENTADO
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1701-20	FLUJO DE AIRE
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1701-3	TRANSMISOR DE FLUJO DE GAS
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1701-30	FLUJO DE AGUA
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE FLUJO	FT-SG1701-33	FLUJO DE SALIDA DE VAPOR
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE NIVEL	LIT_SV1701_1	NIVEL EN EL TANQUE DE PURGA CONTINUA SV1701
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE NIVEL	LIT_T1707_1	NIVEL TANQUE DE ALMACENAMIENTO DE DIESEL
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT_CT1701_1	NIVEL DE AGUA EN LA PISCINA DE LA TORRE DE ENFRIAMIENTO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT_DH1701_1	NIVEL DESAIREADOR
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT_E1706A_1	NIVEL POZO DE CONDENSADO CONDENSADOR E-1706A
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT_E1706B_1	NIVEL POZO DE CONDENSADO CONDENSADOR E-1706B
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT_T1710_1	NIVEL EN EL TANQUE DE ALMACENAMIENTO DE AGUA DESMINERALIZADA T-1710

TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT_V1701_1	NIVEL TANQUE DE MEZCLA GAS COMBUSTIBLE V-1701
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT-SG1701/2-30	NIVEL DE AGUA DEL DOMO DE VAPOR
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT-SG1701-30	DOMO DE VAPOR SUPERIOR
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE NIVEL	LT-V1701	NIVEL DE TANQUE DE GAS
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN DIFERENCIAL	PDT SG1701/2-20	DIFERENCIA AIRE Y COMBUSTIBLE
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN DIFERENCIAL	PDT SG1701/2-8	PRESIÓN DIFERENCIAL DE VAPOR DE ATOMIZACIÓN
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE DIFERENCIA DE PRESIÓN	PDT-SG1701-8	DIFERENCIA DE PRESIÓN EN LA LÍNEA DEL ATOMIZADOR DE VAPOR
TURBOGENERADOR 1/2	INDICADOR DE PRESIÓN	PI_ST1701_1	PRESIÓN DE VAPOR DE ENTRADA
TURBOGENERADOR 1/2	INDICADOR DE PRESIÓN	PI_ST1701A_3	PRESIÓN DE VAPOR DE SALIDA
TURBOGENERADOR 1/2	INDICADOR DE PRESIÓN	PI_ST1701A_4	PRESIÓN DE VAPOR DE SELLADO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_E1706A_1	PRESIÓN CONDENSADOR DE VACÍO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_E1706A_2	PRESIÓN SALIDA POST CONDENSADOR
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_E1706B_1	PRESIÓN CONDENSADOR DE VACÍO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_E1706B_2	PRESIÓN SALIDA POST CONDENSADOR
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_P1707_1	PRESIÓN IMPULSIÓN BOMBAS PRINCIPALES
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_P1708_1	PRESIÓN IMPULSIÓN BOMBAS PRINCIPALES

TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_P1717A_1	PRESIÓN A LA DESCARGA DE LA BOMBA P-1717A
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_P1717B_1	PRESIÓN A LA DESCARGA DE LA BOMBA P-1717B
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_P1717C_1	PRESIÓN A LA DESCARGA DE LA BOMBA P-1717C
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_P1719_1	PRESIÓN A LA DESCARGA COMUN DE LAS BOMBAS P-1719A/B/C
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_SG1701-34	PRESIÓN EN EL CABEZAL
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_SG1701-34	PRESIÓN EN EL CABEZAL
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_SG1701-40	PRESIÓN DE ESTACIÓN REDUCTORA
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE PRESIÓN	PIT_V1701_1	PRESIÓN A LA SALIDA DEL TANQUE V-1701
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT_CT1701_1	PRESIÓN EN LA LINEA DE BOMBAS
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT_CT1701_4	PRESIÓN EN LA LINEA DE BOMBAS
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT_P1706_1	PRESIÓN A LA DESCARGA COMUN DE LAS BOMBAS P1706A/B
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT_P1729_1	PRESIÓN A LA DESCARGA COMUN DE LAS BOMBAS P1729A/B
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT_SG1701_3	SUMINISTRO DE GAS COMBUSTIBLE A CALDERA 1
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT_SG1702_3	SUMINISTRO DE GAS COMBUSTIBLE A CALDERA 2

CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT-SG1701-22	TRANSMISOR DE PRESIÓN EN LA CAMARA DE COMBUSTIÓN
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT-SG1701-30	PRESIÓN EN DOMO DE VAPOR
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT-SG1701-31	PRESIÓN A LA SALIDA DEL VAPOR
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT-SG1701-33	PRESIÓN A LA SALIDA DEL VAPOR
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE PRESIÓN	PT-SG1701-40	PRESIÓN DE ESTACIÓN REDUCTORA
TURBOGENERADOR 1/2	INDICADOR DE TEMPERATURA	TI_ST1701A_1	TEMPERATURA DE VAPOR DE ENTRADA
TURBOGENERADOR 1/2	INDICADOR DE TEMPERATURA	TI_ST1701A_2	TEMPERATURA DE VAPOR DE SALIDA (ANTES DEL SPRAY DE AGUA)
TURBOGENERADOR 1/2	INDICADOR DE TEMPERATURA	TI_ST1701A_3	TEMPERATURA DE VAPOR DE SALIDA (DESPUÉS DEL SPRAY DE AGUA)
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE TEMPERATURA	TIT_E1703_1	TEMPERATURA A LA SALIDA DEL PRECALENTADOR
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE TEMPERATURA	TIT_E1706A_1	TEMPERATURA POZO CONDENSADO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR INDICADOR DE TEMPERATURA	TIT_E1706B_1	TEMPERATURA POZO CONDENSADO
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT SG1701/2-20	TEMPERATURA DE AIRE COMPRIMIDO
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT_CT1701_1	TEMPERATURA EN LA LÍNEA DE CONDENSADORES
TURBOGENERADOR 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT_CT1701_3	TEMPERATURA EN LA LÍNEA DE CONDENSADORES
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701/2-31	TEMPERATURA EN EL CABEZAL DE VAPOR SOBRECALENTADO
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701/2-32	TEMPERATURA EN EL CABEZAL DE ATEMPERACIÓN
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701-20	TRANSMISOR DE TEMPERATURA EN EL AIRE DE COMBUSTIÓN

CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701-22	TEMPERATURA ANTES DEL SOBRECALENTADOR E-1725B
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701-30	TEMPERATURA ANTES DEL ECONOMIZADOR E1722A
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701-30A	TEMPERATURA DESPUÉS DEL ECONOMIZADOR E1722A
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701-31	TEMPERATURA DESPUÉS DEL SOBRECALENTADOR E-1725B
CALDERA 1/2	TRANSMISOR DE TEMPERATURA	TT-SG1701-32	TEMPERATURA ANTES DEL SOBRECALENTADOR E-1725B

7.2 Anexo 2

A continuación se mostrará una lista de actuadores principales en cada proceso.

PROCESO	NOMBRE	CÓDIGO	VARIABLE
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-3	VÁLVULA DE CONTROL DE GAS
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-6	VÁLVULA DE CONTROL DE CRUDO
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-8	ENTRADA DE ATOMIZADOR AL CALDERO
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE PRESIÓN	PCV-SG1701-3A/B	CONTROL PRESIÓN SUMINISTRO DE GAS COMBUSTIBLE

CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1702-3	VÁLVULA DE CONTROL DE GAS
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1702-6	VÁLVULA DE CONTROL DE CRUDO
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1702-8	ENTRADA DE ATOMIZADOR AL CALDERO
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE PRESIÓN	PCV-SG1702-3A/B	CONTROL PRESIÓN SUMINISTRO DE GAS COMBUSTIBLE
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-30	CONTROL DE FLUJO EN EL SUMINISTRO DE AGUA
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1702-32	CONTROL DE FLUJO DEL SUMINISTRO DE AGUA A LOS SOBREALENTADORES
CABEZAL DE VAPOR	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-40	CONTROL DE FLUJO DEL SUMINISTRO DE AGUA A LA ENTRADA DE LA ESTACIÓN REDUCTORA
CABEZAL DE VAPOR	VÁLVULA DE CONTROL DE PRESIÓN	PCV-SG1701-40	CONTROL PRESIÓN VAPOR
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1702-30	CONTROL DE FLUJO EN EL SUMINISTRO DE AGUA
DESAIREADOR	VÁLVULA DE CONTROL DE PRESIÓN	PCV-DH1701-1	CONTROL DE PRESIÓN SUMINISTRO DE VAPOR SATURADO
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-32	CONTROL DE FLUJO DEL SUMINISTRO DE AGUA A LOS SOBREALENTADORES
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE TEMPERATURA	TCV-SG1701-32	CONTROL DE FLUJO DEL SUMINISTRO DE AGUA A LOS SOBREALENTADORES
CALDERA 1/2	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO	FCV-SG1701-20	VÁLVULA DE CONTROL DE FLUJO DE VAPOR DE AGUA