

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

Campus Monterrey

Escuela de Ingeniería y Ciencias



APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA GAS PATH ANALYSIS  
(GPA) AL DIAGNÓSTICO DE UNA TURBINA DE GAS DE UNA  
CENTRAL DE CICLO COMBINADO

Tesis presentada por

Jessica Denise Castillo Navarro

sometida a la

Escuela de Ingeniería y Ciencias

como un requisito parcial para obtener el grado académico de

Maestro en Ciencias

Con Especialidad en Ingeniería Energética

Monterrey Nuevo León, 29 de mayo del 2020

## **Dedicatoria**

A mis padres Moisés Castillo y Elena Navarro (†) por haberme formado en la persona que soy y enseñarme que todo es posible si uno persevera y no se detiene pese a los obstáculos de la vida.

De igual manera a Lorena Avila por siempre apoyarme en todo lo que me propongo y estar ahí para mí como mi segunda mamá.

A mis hermanos Luis y Alan por el ánimo y la ayuda que siempre me ofrecen, especialmente en esta etapa de mi educación.

## **Agradecimientos**

Agradezco infinitamente a mi familia por todo el apoyo que me han brindado, por protegerme, cuidarme, pero sobre todo por siempre creer en mí.

A mi papá por motivarme, acompañarme y estar ahí en cada etapa de mi vida.

A Max por su cariño, apoyo y ánimos especialmente durante esta maestría.

A mis amigos y compañeros en la maestría, quienes fueron cómplices de esfuerzo y dedicación durante estos dos años, por lo que agradezco grandemente su compañía y apoyo incondicional.

A Iberdrola México mi eterna gratitud por creer en mí, concediéndome la oportunidad de cursar este programa de maestría, y tener la posibilidad de obtener este grado, siendo un soporte importante en mi educación y formación profesional. Asimismo, agradezco al M.C. Samuel Vega Leal, Ing. Adalberto Chapa Tenorio, Ing. Humberto Eugenio Escamilla Martínez, Ing. Juan Carlos Sabino Juárez, Ing. Armando De la Rosa Medina, Ing. Juan Guillermo Castillo Martínez, Ing. Manuel Báez Muñiz, así como a todos los ingenieros que estuvieron involucrados de CCC Altamira III y IV, CCC Altamira V y CCC Dulces Nombres por el apoyo brindado basados en sus conocimientos y experiencia, por las facilidades y atenciones al proporcionar los datos indispensables para el desarrollo del proyecto de investigación, el asesoramiento que me han brindado durante este periodo y el tiempo dedicado para recibirme en las instalaciones de Iberdrola.

Al Dr. Alejandro Montesinos Castellanos y Dr. Enrique Alfonso López Guajardo por sus asesorías y aportaciones para el desarrollo de este trabajo de investigación. Gracias por compartirme sus conocimientos y experiencia para poder completar este ciclo.

Al Dr. Osvaldo Micheloud Vernackt por darme la oportunidad de ser parte del Consorcio Empresarial para el Fomento de la Investigación Aplicada y el Desarrollo Tecnológico de México y brindarme su ayuda durante el programa de mi maestría.

Finalmente, agradezco al Tecnológico de Monterrey por la calidad del programa y los profesores en las materias cursadas, me enseñaron no solo con su experiencia docente y profesional, sino también su calidad humana.

# APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA GAS PATH ANALYSIS (GPA) AL DIAGNÓSTICO DE UNA TURBINA DE GAS DE UNA CENTRAL DE CICLO COMBINADO

por  
Jessica Denise Castillo Navarro

## Resumen

El mantenimiento de turbinas de gas en plantas de generación de energía eléctrica es un tema crítico para las empresas por su complejidad técnica y el impacto económico que una falla inesperada de las mismas representa para la empresa generadora de electricidad y para sus clientes. Esta tesis analiza herramientas y propuestas de técnicas que pretenden minimizar esos riesgos y validar esas teorías aplicándolas a una turbina de General Electric de la empresa Iberdrola ubicada en la central de ciclo combinado de Altamira, México. La técnica que aplicaremos es conocida como Gas Path Analysis, GPA por sus siglas en inglés. El presente trabajo describe en sus primeros capítulos los conceptos teóricos fundamentales sobre los que se basa esta metodología, y sus variantes, para finalmente analizar cuatro casos que por distintas situaciones la turbina en estudio debió entrar en mantenimiento de lavado fuera de línea del compresor. Dada la importancia de las turbinas en las centrales eléctricas, cuentan con monitoreo electrónico de muchísimas variables de funcionamiento y todos esos datos son mostrados al operador en tiempo real y luego se guardan en gigantescas bases de datos. Gracias a la disponibilidad de estos datos es que se pudo aplicar, off line, la metodología GPA en la turbina bajo estudio y seleccionar el modelo para la TG con un índice GPA de 0.9989 logrando un modelo preciso. Asimismo, se detectan tendencias en las desviaciones de las variables independientes indicando un lavado fuera de línea del compresor el primer año (donde se trató de un mantenimiento necesario) posterior a las mejoras realizadas en el último mantenimiento mayor programado. Finalmente, se establece la relación y el impacto de las temperaturas ambientales sobre la eficiencia del modelo GPA y el tratamiento necesario para la adaptación periódica del modelo a la par de las mejoras a profundidad de la TG.

## Nomenclatura

<b>Abreviación</b>	<b>Significado</b>
AIC	Akaike information criterion; Criterio de información de Akaike
AGPA	Adaptive gas path analysis; Análisis de la trayectoria del gas adaptativo
ANN	Artificial neural network; Red neuronal artificial
A.P.	Alta presión
b	Número de parámetros en el modelo
B.P.	Baja presión
c	Coefficiente de correlación
Cp	Calor específico
d	Número de puntos de datos
DDFE	Diferencia de desviación del factor de eficiencia
DDFW	Diferencia de desviación del factor de flujo
DOD	Domestic object damage; Daño por objeto doméstico
e	Número de parámetros en el modelo
FE	Factor de eficiencia (adimensional)
FL	Fuzzy logic; Lógica difusa
FOD	Foreign object damage; Daño por objeto extraño
FW	Factor de flujo (adimensional)
GPA	Gas path analysis; Análisis de la trayectoria del gas
H	Matriz de coeficientes de influencia
HOT	Términos de orden superior de la expansión
HR	Humedad relativa (%)
HTHC	High-temperature hot corrosion; Corrosión caliente a alta temperatura
IBH	Inlet bleed heating; Calentamiento de purga de entrada
ICM	Matriz de coeficientes de influencia
LGPA	Linear gas path analysis; Análisis de la trayectoria del gas lineal
LTHC	Low-temperature hot corrosion; Corrosión caliente a baja temperatura
M	Dimensión del vector de los parámetros de medición
ML	Machine learning; Aprendizaje automático
MN	Matriz normalizada
N	Velocidad del eje general (rpm)
N,c	Velocidad del eje general corregida (adimensional)
NLGPA	Nonlinear gas path analysis; Análisis de la trayectoria del gas no lineal
Ñ	Dimensión del vector de los parámetros de salud

P	Presión (bar)
PCA	Parámetros de condiciones ambientales
PM	Parámetro(s) de medición de la turbina de gas; Variables independientes
Po	Potencia generada (MW)
Po,c	Potencia generada corregida (adimensional)
PS	Parámetro(s) de salud de la turbina de gas; Variables dependientes
Q	Matriz cuadrada de correlación
q	Transferencia de calor (kJ/kg)
RMS	Raíz de la media cuadrática
rp	Relación de presión
s	Coefficiente de sensibilidad
SET	Conjunto de medidas
SSE	Error cuadrático total
T	Temperatura (K)
TG	Turbina(s) de gas
TV	Turbina de vapor
w	Trabajo para un sistema termodinámico (kJ/kg)

#### **Subíndice**

#### **Significado**

0	Referencia a una turbina no degradada
A	Aire
amb	Ambiente
comp	Compresor
cte	Componente
ent	Entrada
F	Combustible
Gs	Gases
j	Cualquiera de los n valores de PM
is	Valor isentrópico
l	Número de componentes en la turbina de gas
sal	Salida
tér	Térmica
TG	Turbina de gas
turb	Turbina

#### **Superíndice**

#### **Significado**

Tr	Traspuesta de una matriz
----	--------------------------

<b>Símbolo</b>	<b>Significado</b>
$\ c\ $	Norma de correlación de cualquiera de los n valores de PM
$\ s\ $	Norma de sensibilidad de cada fila de la matriz de coeficiente de influencia de cualquiera de los n valores de PM
$\alpha$	Ángulo de entrada del álabe
$\beta$	Coefficiente
$\Gamma$	Presión adimensional
$\gamma$	Relación de calores específicos
$\Delta FE$	Desviación del factor de eficiencia
$\Delta FW$	Desviación del factor de flujo
$\theta$	Temperatura adimensional
$\phi$	Coefficiente normalizado
$\dot{m}$	Flujo másico (kg/s)
$\dot{m}_c$	Flujo másico corregido (adimensional)
$R^2$	Coefficiente de determinación
$\vec{r}$	Vector de los parámetros de salud
$\vec{u}$	Vector de los parámetros de medición
$\vec{z}$	Vector de las condiciones ambientales y de operación



## Lista de Figuras

Figura 1-1 Diagrama de un módulo de ciclo combinado en una planta de Iberdrola .....	4
Figura 2-1 Diagrama T-S de un ciclo Brayton abierto .....	8
Figura 2-2 Diagrama de los componentes de una turbina de gas simple.....	10
Figura 2-3 Fallas comunes que ocurren en una turbina de gas .....	12
Figura 2-4 Parta del álabe dañado antes y después de haber realizado un suavizado para reparar el daño.....	14
Figura 2-5 Principales métodos para la detección de fallas en una TG .....	16
Figura 3-1 Diagrama de la metodología de investigación del presente trabajo .....	23
Figura 3-2 Componentes del objeto de estudio.....	24
Figura 3-3 Diagrama de la TG4 con la ubicación de las variables necesarias para crear un modelo GPA.....	26
Figura 3-4 Componentes de la adquisición y acondicionamientos de datos .....	28
Figura 3-5 Criterios para la selección de variables.....	30
Figura 3-6 Diagrama de Venn para el conjunto de componentes en una TG .....	33
Figura 3-7 Criterios para la creación y selección del modelo .....	34
Figura 3-8 Criterios para la aplicación en falla/mantenimiento .....	36
Figura 4-1 $T_{ent,comp}$ vs $P_o$ generada en la TG para el período de modelo de referencia a carga base.....	41
Figura 4-2 Comparación entre la Velocidad del eje general y la Velocidad del eje general corregida .....	42
Figura 4-3 Comparación entre la Potencia generada y la Potencia generada corregida .....	43
Figura 4-4 Comparación entre el Flujo de aire que ingresa al compresor y el Flujo de aire que ingresa al compresor corregido .....	44
Figura 4-5 Comparación entre el Flujo de gases que salen de la turbina y el Flujo de gases que salen de la turbina corregido.....	45
Figura 4-6 Resultados de la norma de sensibilidad aplicado a las variables candidatas a PM.....	46

Figura 4-7 Resultados de la norma de correlación aplicado a las variables candidatas a PM.....	47
Figura 4-8 Representación gráfica de los parámetros de medición para las partes de estudio de la turbina de gas .....	51
Figura 4-9 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 1er periodo de análisis .....	57
Figura 4-10 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 1er periodo de análisis .....	58
Figura 4-11 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 2do periodo .....	59
Figura 4-12 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 2do periodo .....	60
Figura 4-13 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 3er periodo .....	61
Figura 4-14 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 3er periodo .....	62
Figura 4-15 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 4to periodo .....	63
Figura 4-16 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 4to periodo .....	64
Figura 4-17 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 1er periodo .....	66
Figura 4-18 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 1er periodo .....	67
Figura 4-19 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 2do periodo.....	68
Figura 4-20 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 2do periodo.....	69
Figura 4-21 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 3er periodo .....	70

Figura 4-22 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 3er periodo .....	70
Figura 4-23 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 4to periodo.....	71
Figura 4-24 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 4to periodo.....	72
Figura 4-25 Valores extremos de la $DDFW_{comp}$ de los 4 mantenimientos .....	73
Figura 4-26 Valores extremos de la $DDFE_{comp}$ de los 4 mantenimientos .....	73
Figura 4-27 Análisis de las temperaturas de ambiente de los 4 mantenimientos..	74
Figura 5-1 Esquema del multi-modelo AGPA recomendado.....	78

## Lista de Tablas

Tabla 2-1 Principales características de los tipos de corrosión caliente.....	13
Tabla 2-2 Causas y consecuencias más comunes derivadas de una falla por abrasión .....	15
Tabla 3-1 Clasificación de variables candidatas a PM y la relación de los PS resultantes, para la creación del modelo .....	27
Tabla 4-1 Tabla de los subconjuntos para el $FW_{turb}$ .....	48
Tabla 4-2 Tabla de los subconjuntos para el $FE_{turb}$ .....	49
Tabla 4-3 Tabla de los subconjuntos para el $FE_{comp}$ .....	49
Tabla 4-4 Tabla de los subconjuntos para el $FW_{comp}$ .....	50
Tabla 4-5 Selección de modelo mediante Índice GPA y criterio de información de Akaike (AIC) .....	52
Tabla 4-6 Modelo lineal para cada parámetro de salud .....	53
Tabla 4-7 Eventos registrados durante el período de análisis de datos para el mantenimiento 1 .....	54
Tabla 4-8 Eventos registrados durante el período de análisis de datos para el mantenimiento 2 .....	55
Tabla 4-9 Eventos registrados durante el periodo de análisis de datos para el mantenimiento 3 .....	55
Tabla 4-10 Eventos registrados durante el periodo de análisis de datos para el mantenimiento 4 .....	56
Tabla 4-11 Límites de control de cada diferencia de desviación del Factor de flujo y de eficiencia de los 4 mantenimientos analizados.....	65

## Contenido

Resumen .....	vi
Nomenclatura .....	vii
Lista de Figuras .....	x
Lista de Tablas .....	xiii
<b>CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
1.1. Marco contextual .....	2
1.2. Justificación .....	4
1.3. Objetivo general .....	5
1.4. Objetivos específicos .....	5
1.5. Organización de tesis .....	6
<b>CAPÍTULO 2 MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>8</b>
2.1. Ciclo Brayton .....	8
2.2. Características de los componentes de una turbina de gas .....	10
2.3. Fallas en una turbina de gas .....	12
2.4. Métodos para el diagnóstico del rendimiento de una turbina de gas .....	16
2.4.1. <i>Basados en Inteligencia Artificial</i> .....	17
2.4.2. <i>Basados en Análisis de la trayectoria del gas (GPA)</i> .....	18
<b>CAPÍTULO 3 METODOLOGÍA .....</b>	<b>23</b>
3.1. Objeto de estudio .....	24
3.1.1. <i>Período de modelo de referencia</i> .....	25
3.1.2. <i>Períodos de análisis de mantenimiento lavado fuera de línea</i> ...	25
3.1.3. <i>Variables</i> .....	25
3.2. Adquisición y acondicionamiento de datos .....	28
3.2.1. <i>Obtención de datos</i> .....	28
3.2.2. <i>Preparación de los datos</i> .....	28
3.2.3. <i>Software para el análisis de datos</i> .....	30
3.3. Selección de PM .....	30
3.3.1. <i>Análisis de sensibilidad</i> .....	31
3.3.2. <i>Análisis de correlación</i> .....	31

3.3.3. Método de mínimos cuadrados .....	32
3.3.4. Subconjuntos de los parámetros de medición.....	33
3.4. Creación y selección de modelo.....	34
3.4.1. Modelo lineal .....	34
3.4.2. Modelo cuadrático.....	35
3.4.3. Selección mediante el índice GPA y el criterio de información de Akaike.....	35
3.5. Aplicación en falla/mantenimiento .....	36
3.5.1. Reducción de ruido .....	36
3.5.2. Desviación de los PS .....	37
3.5.3. Validación de las desviaciones de los PS .....	38
<b>CAPÍTULO 4 ANÁLISIS DE RESULTADOS.....</b>	<b>39</b>
4.1. Muestreo de las bitácoras para el modelo de referencia .....	39
4.2. Preparación de los datos para el modelo de referencia a carga base .....	40
4.3. Selección de los PM .....	45
4.3.1. Análisis de sensibilidad .....	46
4.3.2. Análisis de correlación .....	47
4.3.3. Método de mínimos cuadrados.....	48
4.3.4. Subconjuntos de los parámetros de medición.....	51
4.3.5. Creación y selección del modelo de referencia.....	52
4.4. Aplicación en falla.....	53
4.4.1. Períodos de análisis de lavado fuera de línea.....	54
4.4.2. Desviaciones de los PS en los períodos de análisis por mantenimiento lavado fuera de línea.....	56
4.4.3. Análisis de las desviaciones de los PS en los períodos de análisis por mantenimiento lavado fuera de línea.....	64
<b>CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES .....</b>	<b>77</b>
Referencias .....	79

# Capítulo 1 INTRODUCCIÓN

---

La función de una turbina de gas (TG) para su uso en una central de ciclo combinado es producir electricidad. Lo hace mediante la compresión del aire, procediendo a expandir el flujo másico de aire mezclado con gas natural que sale de la cámara de combustión para realizar un movimiento giratorio aprovechando el trabajo generado por la combustión. Este tipo de turbinas se consideran estratégicas por su alta eficiencia y bajo impacto ambiental para proporcionar energía eléctrica a los servicios públicos e industrias.

Existe un deterioro perceptible de las TG con el paso del tiempo dada la enorme demanda de generación eléctrica a la que se someten habitualmente, por lo que es importante implementar herramientas de monitoreo en línea los equipos que permita planificar un adecuado esquema de mantenimiento. Hoy en día los mantenimientos predictivos son necesarios de forma complementaria a los programas de mantenimiento correctivo y preventivo existentes, para poder asegurar de la mejor manera posible el funcionamiento adecuado de la máquina. El mantenimiento correctivo es el que se presenta inesperadamente cuando se produce una falla en el funcionamiento de la TG, el mantenimiento preventivo es el que se programa cada cierto periodo de tiempo para evitar fallas y el mantenimiento predictivo es el análisis del estado y/o variables de la TG y el potencial de fallas utilizando modelos matemáticos.

El desarrollo de un modelo matemático adaptativo del Análisis de la trayectoria del gas (GPA) se orienta a la predicción de las fallas en la TG para dar atención inmediata y oportuna del equipo. Las variables en esta técnica se dividen en independientes, dependientes y ambientales; donde las variables independientes se les denominan parámetros de medición (PM), las variables dependientes se denominan parámetros de salud (PS) y a las variables ambientales parámetros de condiciones ambientales (PCA). Los PM son las señales, tanto de la entrada y salida de cada componente, que los transmisores instalados en el equipo proporcionan en un cuarto de control para evaluar el desempeño de la TG. Los PS son aquellos datos que nos permiten diagnosticar la posible existencia de una anomalía en la TG. El registro en la base de datos de los parámetros de condiciones ambientales (PCA) como lo son la temperatura ambiente ( $T_{amb}$ ), presión ambiente ( $P_{amb}$ ) y humedad relativa (HR) son de interés para la CCC (Jasmani, Li, & Ariffin, 2010). Es importante predecir el comportamiento de una TG cuando no tiene ningún problema y cuando existen inconvenientes, para anticipar algunas fallas en la turbina que provocarían interrupciones en la generación energética.

## **1.1. Marco contextual**

Iberdrola es una empresa multinacional de energía eléctrica procedente de España. Tiene más de 170 años satisfaciendo las necesidades energéticas de la sociedad. Iniciando operaciones en México en el año de 1999 (Iberdrola, n.d.).

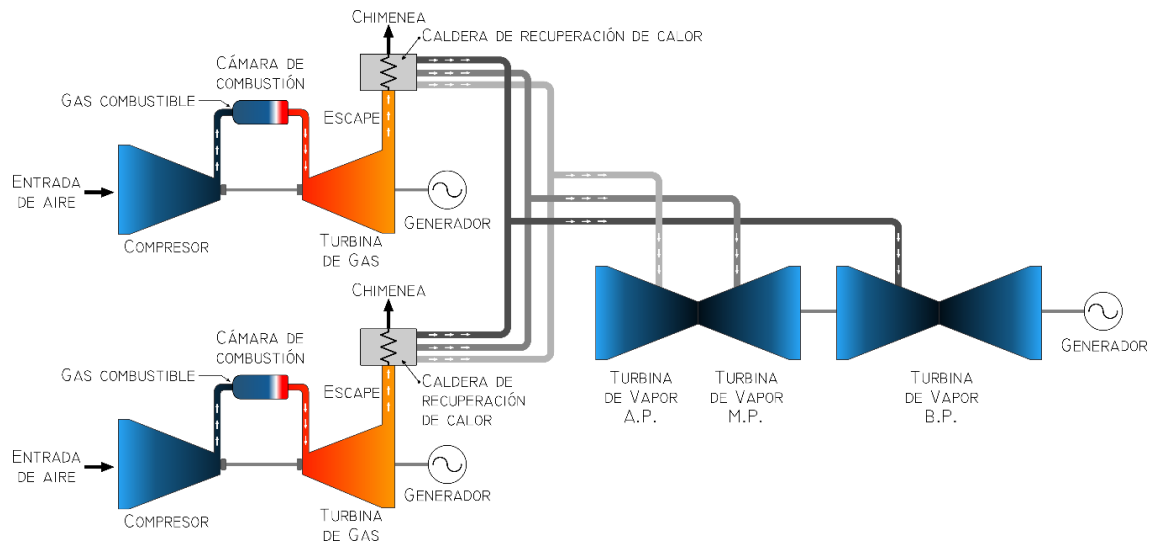
Iberdrola México es el mayor productor privado de electricidad en el país. Actualmente tiene presencia en 13 estados de la república mexicana con plantas de cogeneración, centrales de ciclo combinado (CCC), parques eólicos y parques fotovoltaicos, de los cuales 11 plantas son de CCC. A continuación, se enlista el nombre completo y el estado en donde operan estas 11 centrales (Iberdrola México, 2020):



1. CCC Baja California III en Baja California.
2. CCC Topolobampo II (Noroeste) en Sinaloa.
3. CCC Topolobampo III en Sinaloa.
4. CCC La Laguna II en Durango.
5. CCC Tamazunchale en San Luis Potosí.
6. CCC Altamira III y IV en Tamaulipas.
7. CCC Altamira V en Tamaulipas.
8. CCC Dulces Nombres en Nuevo León.
9. CCC Dulces Nombres II en Nuevo León.
10. CCC Escobedo en Nuevo León.
11. CCC El Carmen en Nuevo León.

Para el presente trabajo, se seleccionó una TG modelo 7FA de General Electric de la CCC Altamira III y IV para el objeto de estudio. Iberdrola México está interesada en implementar el uso de la metodología GPA para analizar el comportamiento y afectaciones en la TG seleccionada.

En diciembre del 2003 inicio operaciones la CCC Altamira III y IV, la cual cuenta con una capacidad de 1077 MW. El principal cliente de esta planta es CFE. Esta central cuenta con 4 TG y 2 turbinas de vapor donde cada módulo está formado por 2 TG y una de vapor como se puede apreciar en la Figura 1-1. El módulo donde se encuentra la TG bajo estudio genera 527 MW. Las TG que operan en esta planta se componen de 1 etapa de compresor y de turbina. Se encuentra una descripción más a detalle de la TG de estudio en el capítulo 3.



**Figura 1-1 Diagrama de un módulo de ciclo combinado en una planta de Iberdrola**

## 1.2. Justificación

Por medio del GPA se puede detectar la operación anormal en los parámetros de salud (PS) de alguno de los componentes de la turbina, posibilitando la planeación de un mantenimiento predictivo de forma más oportuna que como actualmente se realizan los mantenimientos. No sólo se reduciría el costo que en sí mismo representa el programa de los mantenimientos de las turbinas, al poder aumentar el período de tiempo entre los mantenimientos programados, sino también al reducir los tiempos de interrupción por mantenimientos correctivos al tratar de minimizar la incidencia de estos últimos y que finalmente representaría un menor número de horas totales por interrupción de servicio en los mantenimientos de las turbinas, al usar modelos de análisis predictivos.

Se busca proveer a la CCC Altamira III y IV las herramientas necesarias, por medio de la aplicación de la metodología GPA, para reducir los costos de arranque por TG después de cada paro por falla, ya que cada arranque representa un costo de \$25,000.00 USD.

### **1.3. Objetivo general**

Desarrollar un modelo a partir de Análisis de la trayectoria del gas (GPA) para el diagnóstico del rendimiento y del estado de una turbina de gas de una central de ciclo combinado para la generación de energía eléctrica.

### **1.4. Objetivos específicos**

- Seleccionar la TG y el tipo de falla en particular sobre la cual se desarrollará la investigación.
- Identificar los componentes de la TG relacionados al tipo de falla a estudiar.
- Definir los mantenimientos posteriores a la mejora a profundidad más reciente en la TG, para el establecimiento de los períodos de análisis.
- Filtrar la base de datos de la bitácora para la obtención de la muestra de datos para el período del modelo de referencia para la TG objeto de estudio.
- Acondicionar los datos del período del modelo de referencia, eliminando lo correspondientes a los períodos donde la TG estuviera fuera de operación y a los datos atribuidos a fallas en los sensores.
- Definir los parámetros medibles (PM) que correspondan en número a los parámetros de salud (PS) de acuerdo con la metodología GPA.
- Crear y seleccionar el modelo mediante el empleo del índice de GPA y el criterio de información de Akaike (AIC).
- Aplicar el modelo de referencia en los mantenimientos muestreados, reduciendo su ruido para su posterior análisis.

- Generar las gráficas de las desviaciones de los PS para evaluar la metodología.

## **1.5. Organización de tesis**

Este documento se divide en 5 capítulos:

- I. Introducción
- II. Marco teórico
- III. Metodología
- IV. Análisis de resultados
- V. Conclusiones

El capítulo 1 describe la función de una TG, la justificación del presente trabajo, el marco contextual de la empresa donde se opera la TG bajo estudio y sus objetivos para formar una noción de las expectativas que se esperan cumplir al emplear la metodología GPA.

El capítulo 2 explica cómo está compuesto un ciclo combinado y sus fundamentos termodinámicos, para entrar en materia de todo lo relacionado con una TG; sus componentes y fallas mecánicas. Se hace una comparación de las metodologías que existen para el diagnóstico de una TG y los 3 tipos de el Análisis de la trayectoria del gas (GPA).

El capítulo 3 presenta la metodología específica aplicada en este trabajo, con una explicación detallada de cada paso para poder ilustrar el proceso realizado, su relación con los objetivos de la tesis y el software usado para cumplir cada paso de la metodología. Se desarrollan los pasos desde la adquisición y acondicionamiento de los datos que se obtienen por parte de la empresa hasta la selección del modelo y el tema de la reducción de ruidos. Asimismo, se presentan las señales candidatas para realizar el estudio y los eventos que ocurrieron en los periodos de los mantenimientos que se estudiarán.

El capítulo 4 describe el proceso y resultados obtenidos al aplicar la metodología explicada en el capítulo 3. Después de seleccionar el modelo para cada parámetro de salud (PS), se aplica el mismo en lavados fuera de línea que ocurrieron en la TG posteriores al último mantenimiento mayor realizado. Se estudia los lavados fuera de línea que hayan sido efectuados en los meses de junio, julio y agosto en virtud de que las condiciones ambientales en dichos meses son similares al periodo de datos del modelo desarrollado.

El capítulo 5 presenta las conclusiones basados en la comparación de los resultados que se obtuvieron en la aplicación de la metodología del GPA en los distintos periodos de mantenimiento indicados en el capítulo 4, de igual manera se presenta recomendaciones para trabajo a futuro del tema.

# Capítulo 2 MARCO TEÓRICO

---

## 2.1. Ciclo Brayton

El principio que rige el funcionamiento de una turbina de gas se denomina ciclo Brayton abierto.

El ciclo Brayton abierto es un ciclo real y se representa mediante un diagrama T-S en la Figura 2-1. Se basa en tomar aire del ambiente, el cual pasa a un compresor para elevar su presión y temperatura (de estado 1 a estado 2) para alcanzar las condiciones adecuadas para la cámara de combustión, donde se adiciona calor de combustión a presión constante (de estado 2 a estado 3). Los gases de alta temperatura producidos en la cámara de combustión entran a una turbina y debido a su expansión, genera el movimiento de las palas produciendo potencia (de estado 3 a estado 4). Finalmente, los gases de escape son expulsados a la atmósfera.

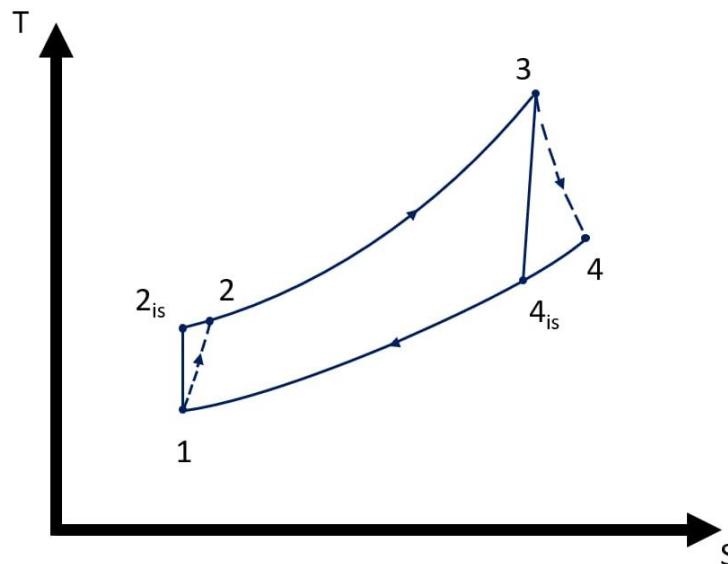


Figura 2-1 Diagrama T-S de un ciclo Brayton abierto

La eficiencia térmica o eficiencia global del ciclo Brayton es la relación entre la salida de potencia neta y la entrada de calor total a la TG.

$$\eta_{t\acute{e}rm} = \frac{W_{neto}}{q_{ent}} \quad (1)$$

Las fórmulas para calcular la eficiencia del compresor y la turbina son las siguientes (Çengel & Boles, 2014; Vega Galaz, 2013):

$$\eta_{comp} = \frac{T_{sal,comp,is} - T_{ent,comp}}{T_{sal,comp} - T_{ent,comp}} \quad (2)$$

$$\eta_{turb} = \frac{T_{ent,turb} - T_{sal,turb}}{T_{ent,turb} - T_{sal,turb,is}} \quad (3)$$

Donde:

$$T_{sal,comp,is} = T_{ent,comp} * rp^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} \quad (4)$$

$$T_{sal,turb,is} = \frac{T_{ent,turb}}{rp^{\frac{\gamma-1}{\gamma}}} \quad (5)$$

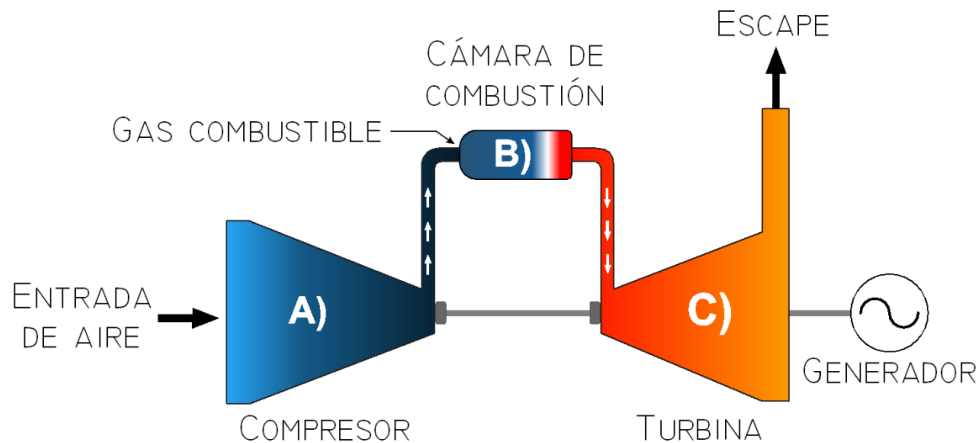
Donde:

$\gamma$  para el aire= 1.4

$$rp = \frac{P_{sal,comp}}{P_{ent,comp}} \acute{o} \frac{P_{ent,turb}}{P_{sal,turb}} \quad (6)$$

Es relevante obtener la eficiencia del compresor y de la turbina del ciclo Brayton abierto para analizar el rendimiento de una TG ya que son considerados PS en la metodología GPA.

## 2.2. Características de los componentes de una turbina de gas



**Figura 2-2 Diagrama de los componentes de una turbina de gas simple**

En la Figura 2-2 se aprecian los componentes en una TG de manera general. A continuación, se explican las especificaciones de estos componentes principales de una TG ya que es importante conocer las características del caso de estudio de este presente trabajo.

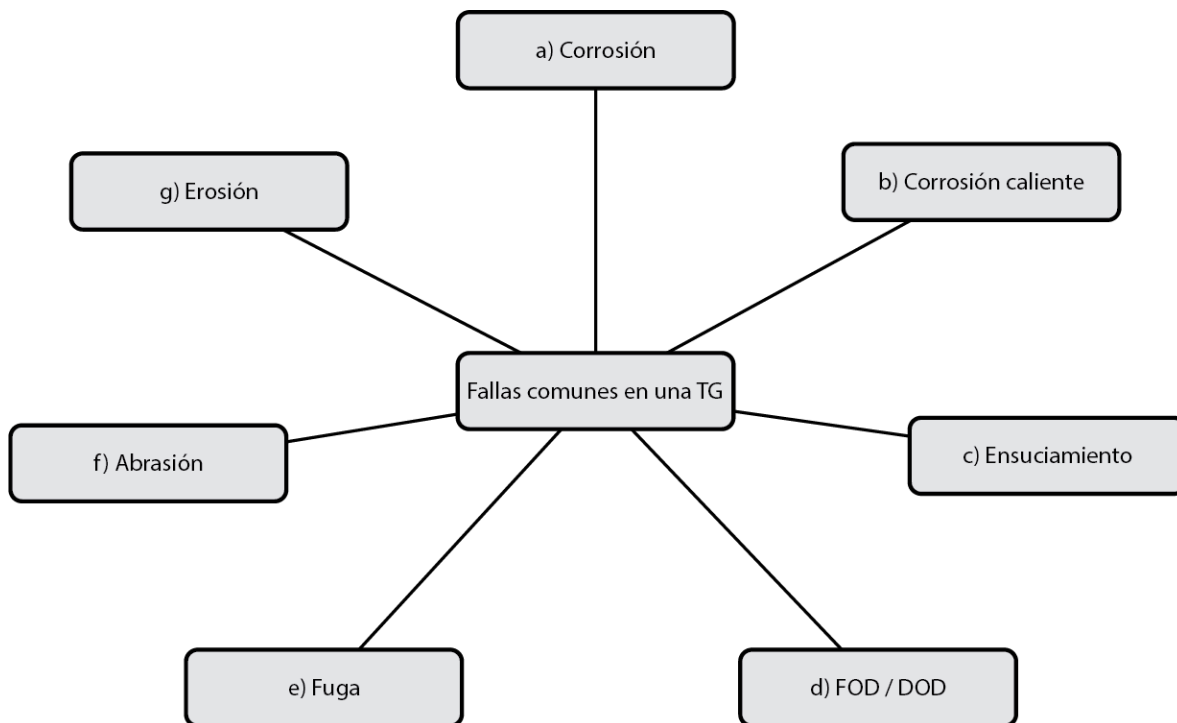
- a) **Compresor:** La función principal de un compresor es aumentar la presión del aire antes de ingresar a la cámara de combustión (Renovetec, 2010). Existen 2 tipos de compresores para cumplir la función de este componente en una TG: Los compresores centrífugos y los axiales. Se utilizan los compresores centrífugos cuando la TG genera menos de 5 MW. Por lo tanto, el tipo de compresor que se emplean normalmente a una TG de una CCC son los de flujo axial, los cuales tiene una eficiencia de 80-91%. La presión aumenta conforme el flujo de aire pasa cada etapa del compresor, logrando un incremento hasta 40:1 cuando tiene múltiples etapas. El ángulo de entrada del álabe ( $\alpha$ ) se encuentra al principio del compresor y se ajusta para cumplir con los requisitos de la demanda que se desea satisfacer. La eficiencia de un compresor de flujo axial puede llegar a consumir el 55-60% de la energía total generada en parte de la turbina (Boyce, 2012).



- b) Cámara de combustión: La función principal de una cámara de combustión es incrementar la temperatura de la mezcla de combustible-aire de alta presión. La cámara de combustión debe tener una presión adecuada; todo esto para alargar la vida útil de los elementos de la cámara. El rango de incremento de temperatura en este componente varía entre 473-944 C. El combustible que se maneja normalmente para las TG de uso industrial en una CCC es gas natural. Las líneas que son los componentes que contienen la combustión y que deben estar hechas de aleaciones especiales para soportar la temperatura. (Boyce, 2012; Renovetec, 2010). Después de incrementar la temperatura de la mezcla, la presión de estos gases se convierten en presión dinámica para aumentar su velocidad logrando obtener una buena eficiencia en el siguiente componente (Breeze, 2016).
- c) Turbina: Existen dos tipos de turbina que se emplea en esta sección: turbina radial y axial. La selección de la turbina depende de la dirección del flujo se esté manejando en la TG; Si el compresor es centrífugo, el tipo de turbina instalada es radial y si el compresor es de flujo axial, la turbina es axial. Las palas de la turbina, que varían en diseño, tamaño y material según la parte de la turbina en la que se encuentren, generalmente deben fabricarse con altos estándares de calidad dadas las altas temperaturas y presiones. En algunos casos, las cuchillas pueden modificar su posición para mejorar el rendimiento como en el compresor. Los gases que resultan de la combustión se dirigen hacia a las palas y hacen que se muevan por la presión resultante, estos gases entran con un rango de 1200-1400 C y 10-30 bar. Los gases que salen de esta etapa son aprovechados en una CCC ya que se pueden utilizar para generar vapor mediante una caldera de recuperación de calor debido a su alta temperatura (450-600 C aproximadamente) (Boyce, 2012; Garrido et al., 2011; Renovetec, 2010).

### 2.3. Fallas en una turbina de gas

Las TG son susceptibles de sufrir fallas de todo tipo, desde mínimas hasta catastróficas llegando a causar la salida de operación completamente del equipo. Se considera la existencia de una falla cuando se conjugan factores que afectan la funcionalidad y las capacidades de la TG en diversos grados, hasta el punto de alcanzar el paro total de la misma hasta en tanto no sea reparada la falla (Hernandez, 2016). Es importante identificar las fallas mecánicas comunes que son aplicables para asegurar la efectividad del funcionamiento de una turbina. A continuación, se presentan algunas fallas comunes en la Figura 2-3 y una breve explicación de cada una:



**Figura 2-3 Fallas comunes que ocurren en una turbina de gas**

- a) Corrosión: Se puede definir como una reacción química entre los componentes de la TG y el combustible, así como la entrada de aire, causando daño a un material bajando su eficiencia y su vida útil (Diakunchak, 1992).

b) La corrosión caliente: Ocurre cuando hay una reacción química por la combinación de sales y el flujo que se maneje en donde ocurre esta falla (Kurz & Brun, 2007). Este tipo de corrosión se clasifica dependiendo de la temperatura que se esté manejando: Corrosión caliente a alta temperatura (HTHC, Tipo I) y Corrosión caliente a baja temperatura (LTHC, Tipo II). En la Tabla 2-1 se puede observar las características de estos tipos de corrosión (Bose, 2007; Eliaz, Shemesh, & Latanision, 2002). Los indicios son la disminución en el rendimiento y la eficiencia con degradación severa en los álabes (Meher-Homji, 1995).

**Tabla 2-1 Principales características de los tipos de corrosión caliente**

Tipos de corrosión caliente	Rango de temperatura	Principal sal	Temperatura de fusión
Tipo I (HTHC)	850-950 C	Na <sub>2</sub> SO <sub>4</sub>	884 C
Tipo II (LTHC)	650-800 C	Na <sub>2</sub> SO <sub>4</sub> -CoSO <sub>4</sub>	565 C

c) Ensuciamiento: La admisión de aire en una TG con el paso de tiempo, aunque el filtro cumpla con los criterios de la planta, adhiere suciedad en las superficies de la TG. La desviación de la posición de los álabes, disminución del flujo en el/los componente(s) de la TG, disminución de la relación de presiones y el descenso de la eficiencia del compresor y por ende, de la TG son algunas consecuencias por este tipo de falla (Meher-Homji & Gabriles, 1998). Para resolver este tipo de problema se hacen lavados en línea en la etapa del compresor para reducir gradualmente este tipo de falla y fuera de línea para solucionar sus consecuencias.

d) Daño por objeto extraño (FOD) / Daño por objeto doméstico (DOD): Estos objetos, ya sean domésticos o extraños, están esparcidos en el flujo de entrada, donde con el paso del flujo dañan los componentes de la TG llegando a ocasionar fallas de distinto nivel de gravedad, hasta llegar al punto de destrucción total (Diakunchak, 1992). Los indicios son ruidos anormales durante la operación, alta vibración y disminución del rendimiento (Meher-Homji, 1995). Se realiza la prueba de líquidos penetrantes para la detección de microfracturas en los álabes de un compresor, como se muestra en la sección izquierda de la Figura 2-4 titulada “Antes del suavizado”. Una vez que se detecta una microfractura en un álabe, se procede a efectuar un proceso de suavizado, el cual consiste en pulir la parte del álabe dañado para que el flujo del aire vuelva a ser laminar, como se muestra en la sección derecha de la Figura 2-4 titulada “Después del suavizado”.



**Figura 2-4 Parta del álabe dañado antes y después de haber realizado un suavizado para reparar el daño**

- e) Fuga: Este tipo de falla está relacionada con otras fallas comunes en una TG, ya que la fuga puede llegar a ser consecuencia de FOD/DOD. Se tiene que verificar que la etapa de filtración sea eficiente y haga su funcionalidad para que no ocasione problemas de mala filtración y por ende se tenga en la planta un problema de fuga de flujo (Meher-Homji, Chaker, & Motiwala, 2001).
- f) Abrasión: Es el desgaste no deseado que se produce con el contacto mecánico cuando una superficie giratoria roza con una superficie estacionaria (Kurz & Brun, 2007). En la Tabla 2-2 se muestran todas las causas que provocan una falla por abrasión y todos los problemas graves que puede originar (Overton, 2016).

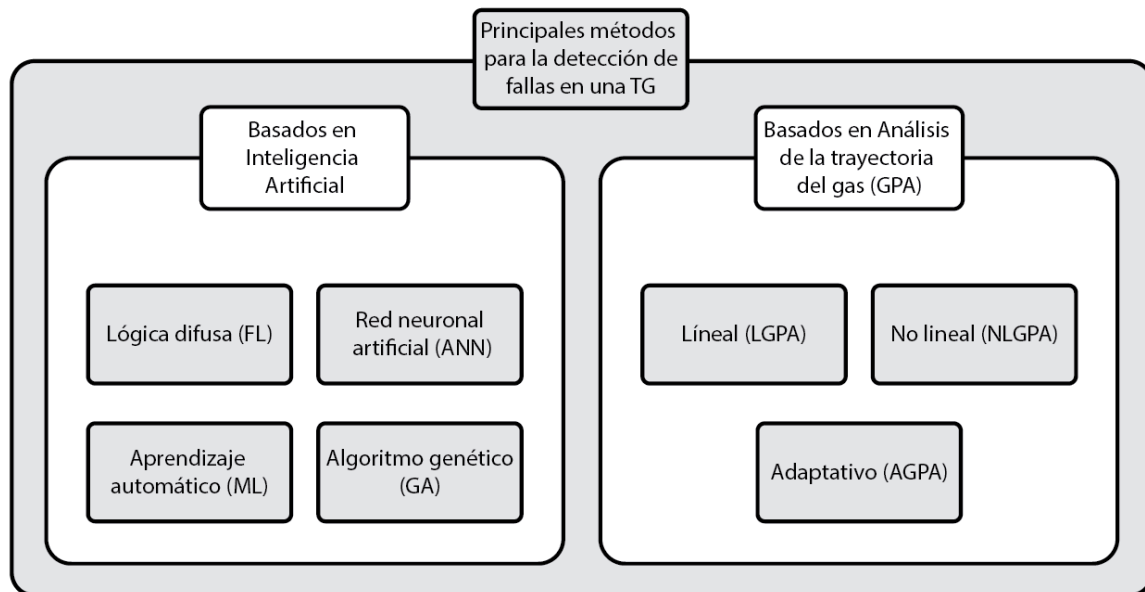
**Tabla 2-2 Causas y consecuencias más comunes derivadas de una falla por abrasión**

Causas	Consecuencias
Mantenimiento y afinación inadecuada	Desalineación del rotor
Desgaste excesivo de los rodamientos y sellos	Incrementación de la vibración
Deformación térmica	Mayor tensión en los rodamientos y sellos
Desalineación de componentes y acoplamiento de la TG	Mayor desalineación y abrasión

- g) Erosión: Es el desgaste que se produce en la superficie del material, debido a la gran cantidad de flujo que entra a la TG. El diámetro de las partículas que causan esta falla es mayor o igual a 20  $\mu\text{m}$  (Diakunchak, 1992). Los indicios de esta falla son la pérdida de capacidad de potencia en las TG, incremento de temperatura en los gases de escape y daños en la carcasa (Meher-Homji, 1995).

## 2.4. Métodos para el diagnóstico del rendimiento de una turbina de gas

Existen numerosos métodos de análisis disponibles para diagnosticar el rendimiento de la turbina o identificar el comienzo de una falla en desarrollo. La clasificación de los métodos más relevantes en la literatura se puede apreciar en la Figura 2-5.



**Figura 2-5 Principales métodos para la detección de fallas en una TG**

A continuación, se explican brevemente cada uno de los métodos para la detección de fallas en una turbina de gas incluidos en la Figura 2-5

#### 2.4.1. **Basados en Inteligencia Artificial**

- Lógica difusa (FL, Fuzzy Logic): Los métodos basados en lógica difusa son reconocidos por su intuición y las reglas difusas discursivas, “si-entonces”; los PM son todos los valores que entran como “si” al algoritmo y los PS todos los que valores que resulten como “entonces” (Mohammadi & Montazeri-Gh, 2015). Estas reglas difusas se desarrollan a partir de los coeficientes de sensibilidad al rendimiento. Pueden ser alterados, dependiendo de las necesidades de la planta y/o historial de la TG de estudio (Ogaji, Marinai, Sampath, Singh, & Prober, 2005).
- Red neural artificial (ANN, Artificial Neural Network): Cumple con la misma función que una neurona biológica pero el mecanismo es matemático; toda la información se procesa, después se compara con el historial de mantenimiento y fallas de la TG para obtener la solución. La ventaja más importante de la ANN es su reconocimiento de secuencia de patrones y el aprendizaje de ella para poder asesorar al ingeniero de la falla de la TG y aislarla (Sadough Vanini, Khorasani, & Meskin, 2014).
- Aprendizaje automático (ML, Machine Learning): El usuario entrena la máquina con datos del historial de la TG para detectar cuando ocurre fallas. Esto es posible cuando se le permite a la máquina procesar los nuevos datos, que aprenda de ellos para obtener al final, más datos para clasificar en el futuro, haciendo que el modelo sea más preciso. La técnica ML más sencilla es la K vecinos más cercanos (KNN, K nearest neighbors) donde clasifica los nuevos datos de la TG a los datos más cercanos que la computadora ya tiene en su base de datos (Jaw & Lee, 2014).

- Algoritmo genético (GA, Genetic Algorithm): Es un algoritmo que sigue la evolución natural de Darwin (Chen, Quan Hu, & Tang, 2015); utiliza las características del equipo donde ocurrió la falla para crear una mutación con el aislamiento del problema. Después de cada simulación con una mutación diferente, la solución/aislamiento del problema se vuelve más preciso (Chen et al., 2015).

#### 2.4.2. **Basados en Análisis de la trayectoria del gas (GPA)**

Para hablar de GPA, es necesario primeramente conocer las generalidades del modelo:

El modelo GPA es capaz de calcular los parámetros de salud utilizando parámetros de mediciones como entrada (Zedda, 1999). La principal ventaja de realizar un GPA es que es capaz de manejar cambios instantáneos en las mediciones debido a daños operacionales (Fentaye, Gilani, & Baheta, 2016).

Como se mencionó en el capítulo 1, los PS son aquellos datos que nos permiten diagnosticar la posible existencia de una anomalía en la TG (Jasmani et al., 2010). Por cada componente a estudiar en una TG se obtienen dos PS: Factor de flujo (FW) y factor de eficiencia (FE) (Mathioudakis, Kamboukos, & Stamatis, 2004).

$$FW_{cte} = \frac{\dot{m}_{ent,cte} * \sqrt{\frac{T_{ent,comp}}{288.15 K}}}{\frac{P_{ent,comp}}{1.013 bar}} \quad (7)$$

$$FE_{cte} = n_{cte} \quad (8)$$

A continuación, se explica la creación de los modelos de referencia derivados del GPA: El análisis de la trayectoria del gas lineal (LGPA), el análisis de la trayectoria del gas no lineal (NLGPA) y el análisis de la trayectoria del gas adaptativo (AGPA).



- *Análisis de la trayectoria del gas lineal (LGPA)*

La creación de un modelo de referencia mediante el análisis de la trayectoria del gas lineal (LGPA) fue patentado por Louis A. Urban en 1973 (Urban, 1973) y es la base de los otros dos derivados del GPA. Se presenta la teoría para crear el modelo del LGPA (Li, 2014; Li, Pilidis, & Newby, 2006; Li & Singh, 2005):

La relación entre los PM con los PS se puede apreciar en la ecuación (9):

$$\vec{u} = f(\vec{z}, \vec{r}) \quad (9)$$

Aplicando la serie de Taylor, descartando los términos de orden superior de la expansión (HOT), la ecuación (9) puede estar expresada como:

$$\vec{u} = \vec{u}_0 + \left. \frac{\partial f(\vec{z}, \vec{r})}{\partial \vec{z}} \right|_0 (\vec{z} - \vec{z}_0) + \left. \frac{\partial f(\vec{z}, \vec{r})}{\partial \vec{r}} \right|_0 (\vec{r} - \vec{r}_0) \quad (10)$$

Linealizando la ecuación (13) obtenemos:

$$\Delta \vec{u} = H \cdot \Delta \vec{r} + H' \cdot \Delta \vec{z} \quad (11)$$

Si se conocen las condiciones ambientales y de operación de la TG en todo tiempo, la ecuación (11) se simplifica a:

$$\Delta \vec{u} = H \cdot \Delta \vec{r} \quad (12)$$

La desviación de los PS se obtiene al invertir la matriz de coeficientes de influencia (H).

$$\Delta \vec{r} = H^{-1} \cdot \Delta \vec{u} \quad (13)$$

*Referente a la cantidad de PM y PS al momento de crear un modelo GPA:*

*Cuando los PS>PM:* La ecuación (12) es indeterminada, lo que significa que el sistema de ecuaciones no tiene una solución única.

*Cuando los PS=PM:* Se aplica la fórmula (13) ya que si  $H$  es una matriz cuadrada que posee inversa, entonces  $H^{-1}$  es una inversa generalizada para  $H$  (Uresti Charre, 2009).

*Cuando los PS<PM:* La ecuación (12) es sobre determinada, lo que significa que hay más ecuaciones que incógnitas por lo que se utiliza la propiedad de inversa de Moore-Penrose ( $H^{-}$ ) en la fórmula (15):

$$H^{-} = (H^{Tr}H)^{-1}H^{Tr} \quad (14)$$

$$\delta\vec{r} = H^{-} * \delta\vec{u} \quad (15)$$

La verificación de la precisión del modelo creado se puede comprobar mediante 1 de las siguientes 2 maneras:

a) Raíz de la media cuadrática (RMS):

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (PM_{i,estimado} - PM_{i,actual})^2}{M}} < \sigma \quad (16)$$

La desviación estándar tiene que hacer un número pequeño para la precisión.

b) Índice GPA (Li, 2014):

$$\text{Índice GPA} = \frac{1}{1 + \varepsilon} \quad (17)$$

Donde:  $0 \leq \text{Índice GPA} \leq 1$

$$\varepsilon = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left| \frac{PM_{i,estimado} - PM_{i,actual}}{PM_{i,actual}} \right| \quad (18)$$

El modelo creado ofrece una predicción precisa si el valor que se obtiene en el Índice GPA es cercano a 1. Entre más se aleje de 1, menos precisa es.

- *Análisis de la trayectoria del gas no lineal (NLGPA)*

El NLGPA es factible cuando el comportamiento de la TG tiende a ser no lineal, es decir, cuando se obtienen índices de GPA no favorables (no cercanos a 1) en modelos de referencias al linealizar la ecuación (10). Escher descubre que se puede mejorar la precisión de los modelos de referencia del GPA al usar el método de Newton-Raphson como método iterativo del GPA (Escher, 1995). Un método iterativo es un método que gradualmente va calculando aproximaciones esperando que el último valor obtenido sea una solución más aproximada que el valor anterior a ese (dependiendo de la tolerancia que se asigne). Este proceso se repite sobre esta nueva solución hasta que el resultado más reciente cumpla con la tolerancia asignada (ITESM, 2009).

- *Análisis de la trayectoria del gas adaptativo (AGPA)*

Cualquier modificación que se le haga a un LGPA o a un NLGPA se debería considerar un AGPA, pero para esta derivación de GPA se considera AGPA la metodología de un análisis de trayectoria en general. Este análisis es la aplicación de regresiones lineales múltiples, esto es con el fin de estudiar los datos correlacionados en modo de matriz para poder localizar qué variables son más influyentes y/o relevantes en el modelo a crear: Un parámetro estadístico para poder determinar esto es el  $R^2$  (coeficiente de determinación) (Cohen, Carlson, Ballesteros, & St.Amant, 1993).

Para la realización del presente trabajo se tomó en cuenta el interés por parte de la empresa Iberdrola de explorar la viabilidad del aprovechamiento del modelo GPA conforme lo expuesto en la sección 1.1., debido a las experiencias y resultados obtenidos en turbinas de gas utilizadas en la aviación (Li, 2010; Ogaji, Sampath, Singh, & Probert, 2002), por lo que se descartan los métodos de detección de fallas basados en inteligencia artificial.

Dentro la metodología GPA se selecciona el método AGPA debido al acceso de datos históricos para la creación del modelo de referencia relacionados con el comportamiento de la turbina 7FA de General Electric, sobre los eventos registrados en la bitácora de fallas/mantenimientos, a diferencia de las metodologías LGPA y NLGPA donde se usan las leyes termodinámicas y físicas (Urban & Volponi, 1992), y mapas de componentes específicos (Escher, 1995; Li, 2010).

# Capítulo 3 METODOLOGÍA

Este capítulo abarca la metodología de investigación aplicada en este trabajo. En la Figura 3-1 se presenta el diagrama global de la metodología desarrollada.

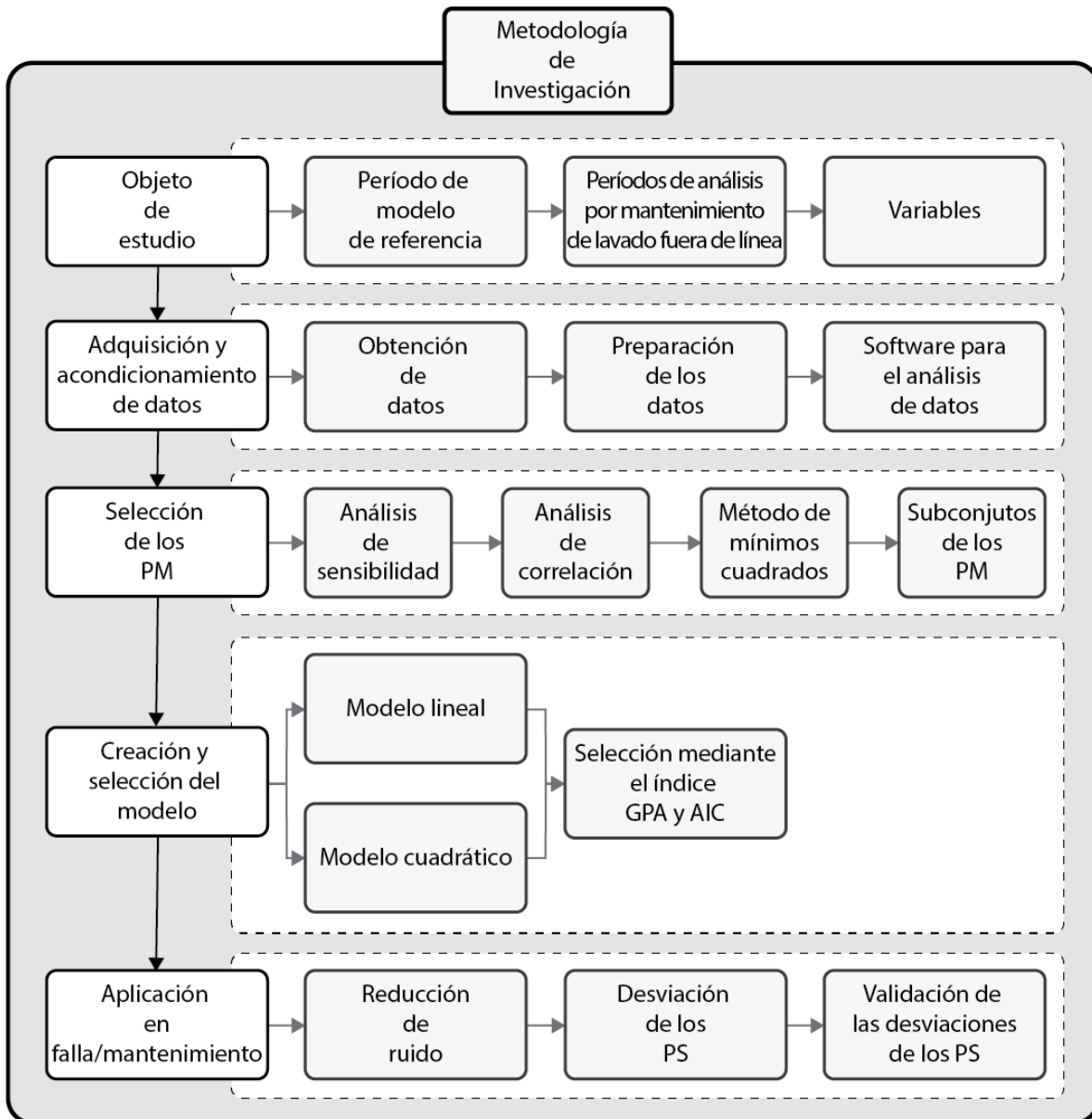
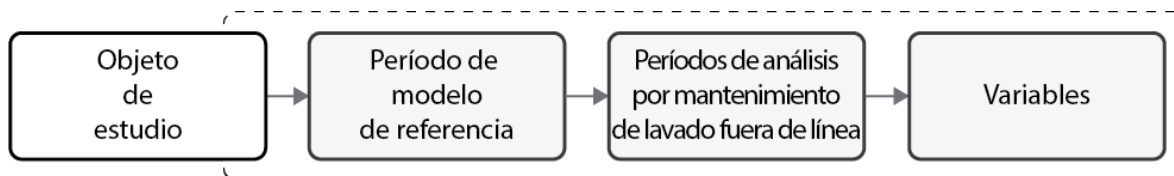


Figura 3-1 Diagrama de la metodología de investigación del presente trabajo

### 3.1. Objeto de estudio

La definición del objeto de estudio incluye: el período de modelo de referencia, los períodos de análisis por mantenimiento de lavado fuera de línea y las variables necesarias para realizar este trabajo, dentro del esquema global de la metodología de investigación como se ilustra en la Figura 3-2.



**Figura 3-2 Componentes del objeto de estudio**

Como se mencionó en la sección 1.1., la TG asignada para este trabajo es una turbina 7FA de General Electric identificada con la nomenclatura TG4 compuesta por una sección de compresor, una cámara de combustión y una sección de turbina, la cual forma parte de las 4 turbinas del mismo tipo que componen los 2 módulos en CCC Altamira III y IV.

En base en la bitácora de la TG4 se seleccionó el evento: *Paro de TG4 para lavado fuera de línea*, relacionado a la degradación del compresor por el ensuciamiento acumulado en los álabes, por estar clasificada entre las fallas mecánicas comunes conforme lo establecido en la sección 2.3. y que, por la ubicación geográfica de la planta y las condiciones ambientales de la zona, hacen particularmente sensible a este tipo de falla a la TG4.

La metodología GPA establece que el estudio del análisis debe realizarse posterior a una mejora a profundidad en la TG, conforme los registros de la bitácora de la TG4, se toma como referencia de la mejora a profundidad el último mantenimiento mayor realizado del 1 al 5 de marzo de 2016.

### 3.1.1. **Período de modelo de referencia**

Se debe considerar a partir de esa fecha un periodo de al menos 2 meses de 5 minutas para el modelo de referencia (Blinstrub et al., 2014), dado lo anterior se define este periodo desde el 5 de marzo al 5 de junio de 2016, filtrando el ruido de los datos de este periodo al obtener los datos a carga base conforme a los estándares establecidos por la CCC Altamira III y IV:

- El ángulo del álabe es mayor o igual a  $87^\circ$
- Cuando la desviación entre la señal de  $\dot{m}_{GS}$  y la suma de las señales de  $\dot{m}_A$  y  $\dot{m}_F$  sea menos del 5%; Se aplica este porcentaje por el rango de tolerancia que tiene la instrumentación.

### 3.1.2. **Períodos de análisis de mantenimiento lavado fuera de línea**

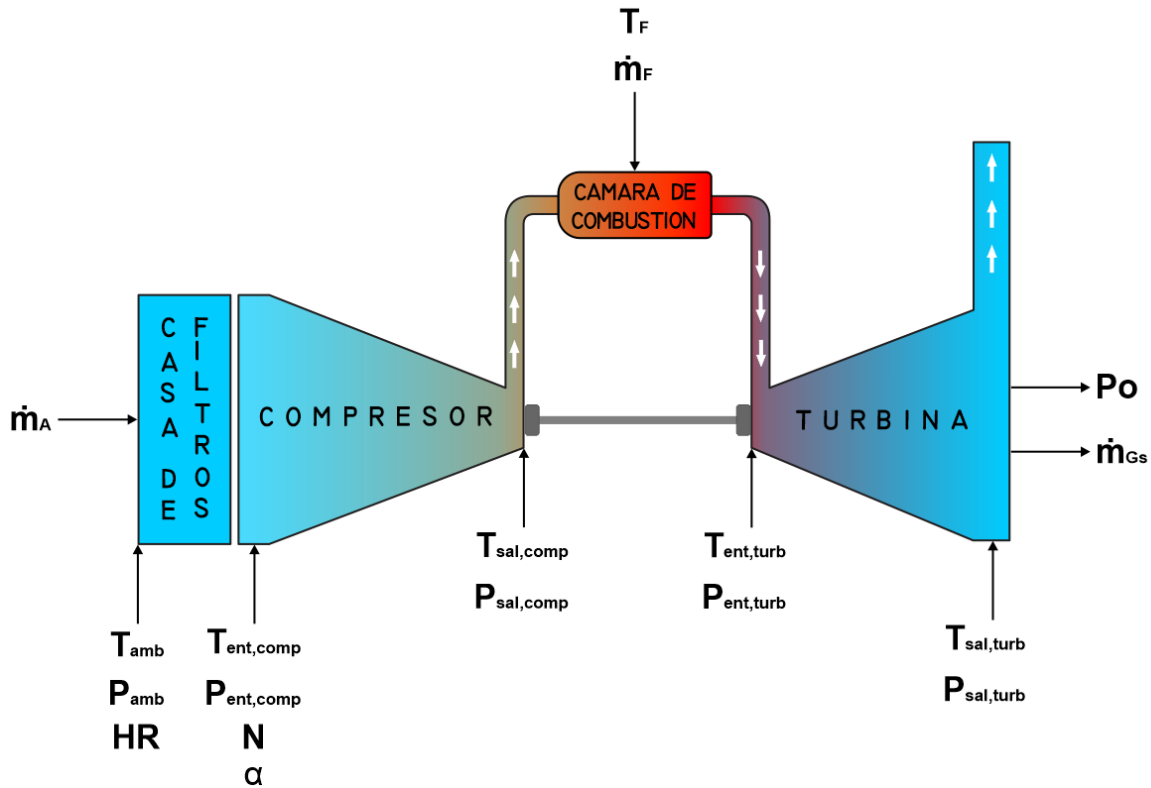
Se muestrearon 4 mantenimientos de lavado fuera de línea del compresor, seleccionando 1 mantenimiento por año, comprendido entre los meses de junio y agosto para lograr obtener datos en condiciones ambientales más estables y favorables, evitando así resultados más dispersos.

Los períodos del análisis de datos deben de abarcar al menos 1 mes antes y 1 mes después del inicio del mantenimiento (Blinstrub et al., 2014).

Por razones de confiabilidad en los resultados del trabajo de investigación, se eliminarán los periodos en donde la turbina se encuentra fuera de operación y los periodos donde hubo falla en la lectura de las señales, para la eliminación de ruido resultante.

### 3.1.3. **Variables**

En la Figura 3-3. se muestran las variables candidatas a PM para la creación del modelo de la TG4, las variables necesarias para el cálculo de los PS y los PCA de interés para la operación de la CCC y su ubicación respectiva dentro de la turbina.



**Figura 3-3 Diagrama de la TG4 con la ubicación de las variables necesarias para crear un modelo GPA**

Tomando como referencia la figura 3-3, se generará un modelo para cada PS en las secciones del compresor y de la turbina (Jasmani et al., 2010)

Conforme a lo establecido en el capítulo 1:

- Las variables independientes (PM) están compuestas por las temperaturas ( $T_{ent,comp}$ ,  $T_{sal,comp}$ ,  $T_{ent,turb}$ ,  $T_{sal,turb}$ ) y presiones ( $P_{ent,comp}$ ,  $P_{sal,comp}$ ,  $P_{ent,turb}$ ,  $P_{sal,turb}$ ) de entrada y salida de cada componentes, la temperatura ( $T_F$ ) y el flujo másico ( $\dot{m}_F$ ) del combustible, el ángulo de entrada del álabe ( $\alpha$ ), la velocidad del eje ( $N$ ) y la potencia generada en la TG ( $P_o$ ). Se considera que el valor de la variable  $P_{ent,comp}$  es igual a la variable  $P_{sal,turb}$  ( $P_{ent,comp}=P_{sal,turb}$ ) y que el valor de la variable  $P_{sal,comp}$  es igual a la variable  $P_{ent,turb}$  ( $P_{sal,comp}=P_{ent,turb}$ ) debido a que estas variables tienden a comportarse de manera similar.



- Las variables dependientes (PS) compuestas por un factor de flujo en función de la ecuación (7) para obtener el factor de flujo del compresor ( $FW_{comp}$ ) y el factor de flujo de la turbina ( $FW_{turb}$ ), y un factor de eficiencia en función de la ecuación (8) para obtener el factor de flujo de eficiencia del compresor ( $FE_{comp}$ ) y el factor de eficiencia de la turbina ( $FE_{turb}$ ).
- Las variables ambientales (PCA) compuesta por la temperatura ambiente ( $T_{amb}$ ), la presión ambiente ( $P_{amb}$ ) y la humedad relativa (HR).

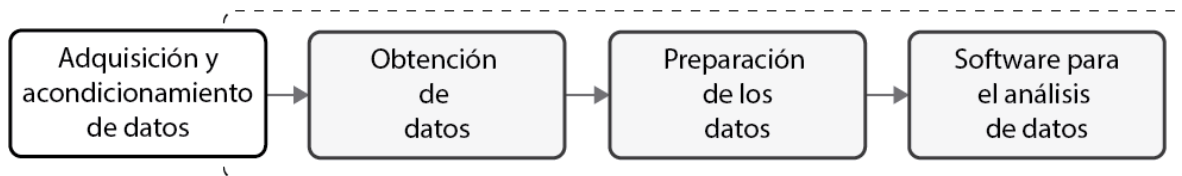
En la Tabla 3-1 se presenta el concentrado de las variables candidatas como PM y las variables PS resultantes conforme a lo expuesto en los puntos anteriores, no tomándose en cuenta los PCA para la creación del modelo en función de la ecuación (12).

**Tabla 3-1 Clasificación de variables candidatas a PM y la relación de los PS resultantes, para la creación del modelo**

Candidatos a parámetros de medición (PM)	Parámetros de salud (PS)
$T_{ent,comp}$	$FW_{comp}$
$T_{sal,comp}$	$FE_{comp}$
$T_{ent,turb}$	$FW_{turb}$
$T_{sal,turb}$	$FE_{turb}$
$P_{ent,comp}$	
$P_{sal,comp}$	
$T_F$	
$\dot{m}_F$	
$\alpha$	
N	
Po	

## 3.2. Adquisición y acondicionamiento de datos

La definición de la adquisición y acondicionamiento de datos incluye: la obtención de datos, la preparación de los datos (conversión de unidades y adimensionalización de señales) y los instrumentos de análisis de datos, dentro del esquema global como se ilustra en la Figura 3-4.



**Figura 3-4 Componentes de la adquisición y acondicionamientos de datos**

### 3.2.1. *Obtención de datos*

La fuente para la adquisición de datos correspondientes a los registros de los valores de las señales obtenidas sobre los eventos detectados por medio de los sensores en la turbina 7FA identificada como TG4 de la planta CCC Altamira III y IV es una bitácora gestionada mediante el software PI System (OSIsoft PI, 2009), el cual genera la base de datos sobre los eventos de la turbina de gas (Gracia, 2012).

Adicionalmente se hace necesario filtrar la bitácora en los períodos de tiempo específicos requeridos para el desarrollo de la investigación, para finalmente migrar los datos resultantes a un entorno donde se pueda procesar la información.

### 3.2.2. *Preparación de los datos*

Por razones de confiabilidad en los resultados del trabajo de investigación, se empieza por descartar los periodos en donde la turbina se encuentra fuera de operación y aquellos datos atribuidos concretamente al mal funcionamiento de los sensores y no concretamente de la TG.

*Conversión de unidades*

Es fundamental que todas las unidades de temperatura deben estar en K, de presión en bar, de flujo másico en kg/s para poder calcular los valores de los PS usando las ecuaciones (7) y (8).

### *Adimensionalización de variables*

Los parámetros adimensionales se utilizan con el objetivo de obtener la máxima eficiencia de equipos basado en el teorema  $\pi$  de Buckingham (Yahya, 2003).

La adimensionalización de las variables ayuda a reducir los errores antes de hacer el análisis de los datos, obteniendo resultados más precisos del comportamiento de una TG. Los parámetros corregidos en una turbina de gas son derivados de los parámetros adimensionales (Volponi, 1998).

Para complementar este trabajo de estudio se aplicarán las siguientes correcciones de parámetros (Krampf, 1992; Volponi, 1998; Yahya, 2003):

$$\theta = \frac{T_{ent,comp}}{288.15} \quad (19)$$

$$\Gamma = \frac{P_{ent,comp}}{1.013} \quad (20)$$

$$N, c = \frac{N}{\sqrt{\theta}} \quad (21)$$

$$P_{o, c} = \frac{P_o}{\sqrt{\theta} * \Gamma} \quad (22)$$

$$\dot{m}_{A, c} = \frac{\dot{m}_A * \sqrt{\theta}}{\Gamma} \quad (23)$$

$$\dot{m}_{Gs, c} = \frac{\dot{m}_{Gs} * \sqrt{\theta}}{\Gamma} \quad (24)$$

Se divide entre 288.15 K en la ecuación (19) y entre 1.013 bar en la ecuación (20) porque son adimensionados a condiciones ISO para la evaluación correcta del rendimiento en una TG (Krampf, 1992).

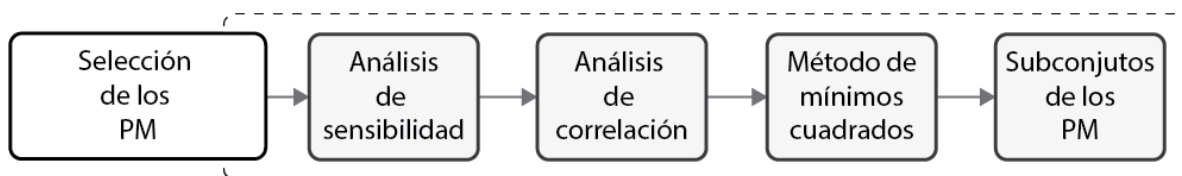
### 3.2.3. **Software para el análisis de datos**

A continuación, se describen los programas informáticos necesarios para el procesamiento y análisis de la información para el presente trabajo de investigación.

- 1) Excel versión 2020: Debido a que es la aplicación utilizada en la planta para el manejo de los datos generados en la TG al crear la base de datos en Excel usando el complemento de PI System. Además de aprovechar las funcionalidades de Excel para realizar los cálculos matemáticos, estadísticos, lógicos y de base de datos para el desarrollo de la investigación.
- 2) Minitab18: Utilizado para el análisis de los datos que conforman los PS y PM de la metodología para la obtención de resultados a cálculos estadísticos complejos. Usando principalmente del módulo de estadísticas las estadísticas básicas, regresiones y series de tiempo.

### 3.3. **Selección de PM**

Jasmani, Li y Ariffin (Jasmani et al., 2010) se basan en 3 criterios de selección: análisis de sensibilidad, análisis de correlación y subconjuntos de los PM. Para esta tesis se complementa con un cuarto criterio, que se aplica antes del subconjunto(s) de las variables de medición; el método de mínimos cuadrados. En la Figura 3-5 se puede apreciar el orden de estos criterios para realizar este trabajo.



**Figura 3-5 Criterios para la selección de variables**

El objetivo final de este análisis es descartar las señales candidatas a PM de la Tabla 3-2 que no son influyentes en el GPA, logrando tener la misma cantidad de PM y PS (PM=PS)

### 3.3.1. **Análisis de sensibilidad**

El análisis de sensibilidad se encarga de determinar el resultado de aquellos cambios dentro de los parámetros analizando de qué manera los diferentes valores de un conjunto de variables independientes afectan a una variable específica bajo condiciones específicas (Vélez-Pareja, 2003).

Para este caso, se descartan las variables candidatas a PM con un nivel de sensibilidad bajo ya que son los factores que no son relevantes en una matriz de coeficientes de influencia (H), por lo tanto, este análisis nos ayuda a decidir qué medidas son las importantes para analizar en el trabajo de la tesis, reduciendo significativamente el número de variables que se deben estudiar, ayudando a obtener los parámetros realmente influyentes para la metodología.

Se realiza una matriz de coeficientes de influencia por medio de una correlación en donde solo se seleccionan las variables candidatas a PM, esto nos sirve para medir el grado de asociación lineal. Se le llama coeficiente de sensibilidad (s) a cada elemento de la matriz de coeficientes de influencia (ICM). Al final, para cada renglón de la matriz, se aplica la fórmula de la norma de sensibilidad ( $\|s_j\|$ ):

$$\|s_j\| = \sqrt{\sum_{j=1}^M (s_{j,j})^2} = \sqrt{(s_{j,1})^2 + \dots + (s_{j,M})^2} \quad (25)$$

### 3.3.2. **Análisis de correlación**

Después de terminar el análisis de la sensibilidad de las variables candidatas a PM, el nivel de correlación se obtiene al dividir el coeficiente de sensibilidad por la norma de sensibilidad correspondiente a cada variable candidata a PM para generar una matriz normalizada (MN) donde cada elemento se le conoce como coeficiente normalizado ( $\Phi_{j,j}$ ).

$$\Phi_{j,j} = \frac{s_{j,j}}{\|s_j\|} \quad (26)$$

Obteniendo la MN, se genera la traspuesta de ella ( $MN^{Tr}$ ) y entre ellas se multiplican para poder tener la matriz cuadrada de correlación (Q). Cada elemento de la matriz Q es un elemento de correlación (c) y se obtienen las normas de correlación ( $\|c\|$ ) finalmente usando la ecuación (42).

$$Q = MN \times MN^{Tr} \quad (27)$$

$$\|c_j\| = \sqrt{\sum_{j=1}^M (c_{j,j})^2} = \sqrt{(c_{j,1})^2 + \dots + (c_{i,M})^2} \quad (28)$$

Se descartan los PM con un nivel de correlación alto para que el diagnóstico que se efectuó sea preciso.

### 3.3.3. **Método de mínimos cuadrados**

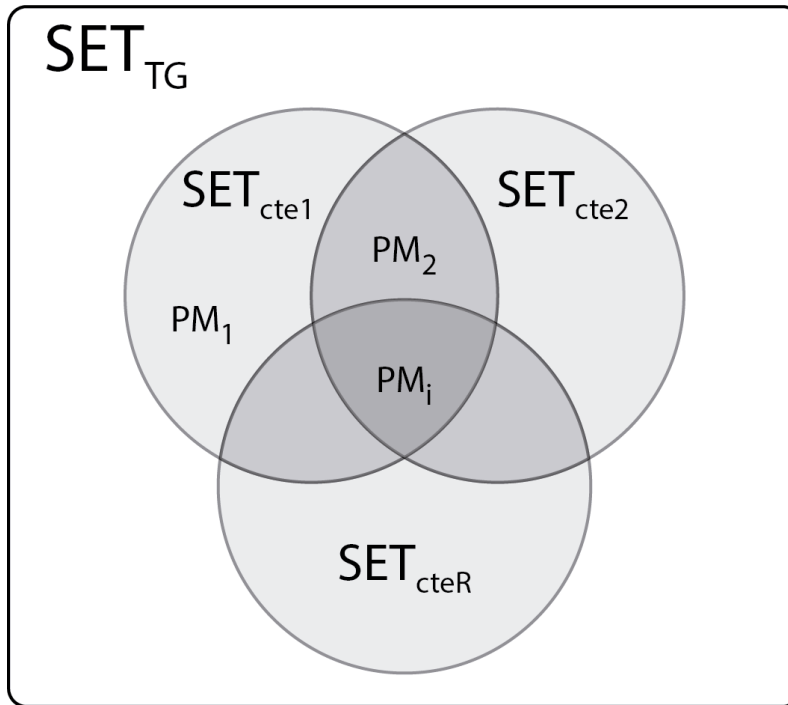
El método de mínimos cuadrados es una aplicación destacada para el ajuste de rectas a una serie de datos ya presentados como puntos en un plano. Su comportamiento se define en acercar una recta o curva, dependiendo del caso, lo más posible a aquellos puntos que se tienen ya determinados por las coordenadas (Hurtado Cruz, 2016).

Se utiliza Minitab para realizar el cálculo de todas las posibles regresiones por medio del método de estimación de mínimos cuadrados; la columna del coeficiente de determinación ( $R^2$ ) que se genere será el factor determinante para comparar la efectividad de todas las posibles regresiones. Los valores de los coeficientes ( $\beta$ ) no se conocen y deben obtenerse a partir de los datos que se cuentan para el estudio (Minitab, 2017).

El  $R^2$  mide la fuerza de la relación entre la variable de respuesta  $y$ , y la variable de predicción  $x$  corroborando que la selección de variables sea la correcta para el caso de estudio ayudando a lograr tener la misma cantidad de PM y PS (Menhenhall, Beaver, & Beaver, 2006);

### 3.3.4. Subconjuntos de los parámetros de medición

Una vez que están seleccionados los PM para la creación del modelo estadístico para cada PS, se crea un diagrama de Venn en donde los subconjuntos serán los componentes de la TG y sus elementos los PM como se ilustra en la Figura 3-6 (Jasmani et al., 2010).



**Figura 3-6 Diagrama de Venn para el conjunto de componentes en una TG**

Este tipo de diagrama es un método útil y sencillo de interpretar datos en forma de subconjuntos y su relación lógica (Rodríguez Franco, Toledano y Castillo, Rodríguez Jiménez, Aguayo Flores, & Pierdant Rodríguez, 2005).

El conjunto

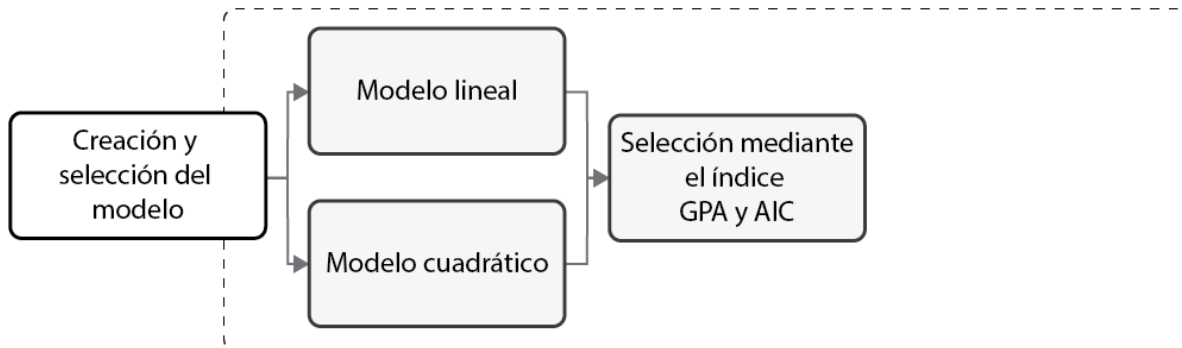
$$SET_{TG} = SET_{cte1} \cup SET_{cte2} \dots \cup SET_{cteR}$$

$$SET_{ctev} = \{PM_1, PM_2, \dots, PM_i\}_{ctev}$$

Donde  $v = 1, 2, \dots, R$

### 3.4. Creación y selección de modelo

La definición de creación y selección del modelo incluye: el modelo lineal, el modelo cuadrático y la selección mediante el índice GPA y el criterio de información de Akaike (AIC) dentro del esquema global de la metodología de investigación como se ilustra en la Figura 3-7.



**Figura 3-7 Criterios para la creación y selección del modelo**

Se inicia creando 2 modelos estadísticos para la TG de estudio en base a métodos de regresión múltiple (Cohen et al., 1993; Minitab, 2017) para comparar la exactitud de los datos correlacionados.

#### 3.4.1. *Modelo lineal*

El análisis de la regresión lineal se adapta a una amplia variedad de situaciones, es una técnica estadística que da utilidad al estudio de la relación entre variables. Este análisis se puede aplicar al explorar y cuantificar la relación entre una variable llamada dependiente (criterio) y una o más variables independientes (predictoras) para poder desarrollar una ecuación lineal con fines predictivos (Lejarza & Lejarza, n.d.).

A continuación, se muestra la fórmula de la regresión lineal múltiple:

$$F(x) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_ix_k \quad (29)$$



### 3.4.2. **Modelo cuadrático**

El análisis de regresión cuadrática o también llamada regresión parabólica, es una gran alternativa para el método de regresión lineal cuando ésta no logra el coeficiente de determinación apropiado o cuando el fenómeno en estudio tiende a comportarse de manera no lineal. Es el caso más simple dentro de la regresión polinomial.

La regresión cuadrática es la relación entre la variable independiente “x” y la variable dependiente “F(x)” cuando es modelada como un polinomio de grado x, en este caso, siendo regresión cuadrática, su grado sería 2 (Milton, n.d.).

$$F(x) = \beta_0 + \sum_i \beta_i x_i + \sum_i \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < k} \beta_{ik} x_i x_k \quad (30)$$

### 3.4.3. **Selección mediante el índice GPA y el criterio de información de Akaike**

Para el presente trabajo, se evaluarán los modelos creados en la sección anterior aplicando dos filtros:

- 1) El índice GPA en función de las ecuaciones (17) y (18) como primer filtro recordando que un modelo ofrece una predicción precisa si el valor que se obtiene en el índice GPA es cercano a 1. Entre más se aleje de 1, menos precisa es (Li, 2014).
- 2) El criterio de información de Akaike (AIC) como filtro complementario: Se utiliza para evaluar la calidad relativa y la complejidad de los modelos a comparar. El modelo que tenga el valor del criterio más cercano a 0 es el mejor modelo en comparación con los demás ya que el AIC no cuenta con un rango de resultados (Liu & Karimi, 2020).

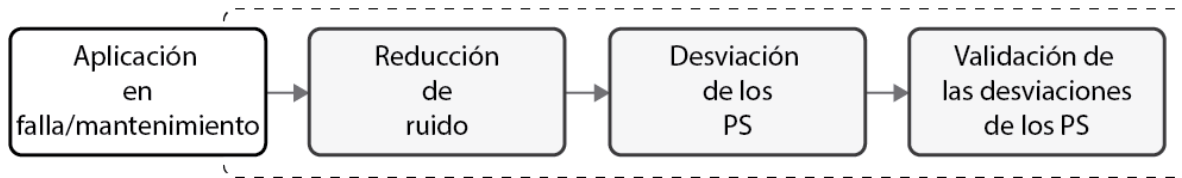
Para obtener el AIC se utiliza las siguientes 2 ecuaciones:

$$AIC = d * \ln\left(\frac{SSE}{d}\right) + 2 * e \quad (31)$$

$$SSE = (PS_{actual} - PS_{estimado})^2 \quad (32)$$

### 3.5. Aplicación en falla/mantenimiento

La definición de aplicación en falla/mantenimiento incluye: la reducción de ruido, la desviación de los PS y la validación de la metodología dentro del esquema global de la metodología de investigación como se ilustra en la Figura 3-8.



**Figura 3-8 Criterios para la aplicación en falla/mantenimiento**

#### 3.5.1. Reducción de ruido

Siempre que se tienen datos de medición reales existe ruido dentro de la misma, provocando un diagnóstico no favorable cuando se mantienen los datos sin aplicar algún método que filtre el ruido.

Una alternativa para reducir el impacto negativo del ruido de medición en el rendimiento y en el análisis de diagnóstico es la aplicación del promedio móvil.

$$\bar{x}_i = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d x_i \quad (33)$$

Cada punto de este método es la media aritmética de un número de puntos consecutivos de la serie, donde el número de puntos de datos (d) es elegido de manera que los efectos estacionales o irregulares sean eliminados .

Para esta ecuación se considera  $d=10$ , por lo que el primer promedio móvil corresponderá a los primeros 10 datos de cada PS. El segundo promedio móvil será el promedio de 10 datos a partir del segundo dato de cada PS y así sucesivamente (descartando el primer dato que se utilizó en el promedio anterior para sacar el nuevo promedio de datos)(Li, 2010, 2014).

### 3.5.2. **Desviación de los PS**

Existe deterioro en la TG cuando los valores de estos parámetros de salud varían de 0. El fin de la metodología GPA es encontrar las desviaciones de estos PS para identificar fallas en la TG.

Factor de flujo del compresor y de la turbina ( $FW_{comp}$  y  $FW_{turb}$ ): Indican la desviación del flujo adimensional en estado operativo normal respecto al flujo adimensional del modelo de referencia en términos de porcentaje. Se calculan con la temperatura y presión de entrada de la TG para todas las secciones de compresor/turbina.

$$\Delta FW_{comp} = \left[ \frac{\frac{\dot{m}_A * \sqrt{\frac{T_{ent,comp}}{288.15 K}}}{P_{ent,comp}}}{\frac{1.013 bar}}{\left(\frac{\dot{m}_A * \sqrt{\frac{T_{ent,comp}}{288.15 K}}}{P_{ent,comp}}\right)_{ref}}} * 100 \right] - 100 \quad (34)$$

$$\Delta FW_{turb} = \left[ \frac{\frac{\dot{m}_{Gs} * \sqrt{\frac{T_{ent,comp}}{288.15 K}}}{P_{ent,comp}}}{\frac{1.013 bar}}{\left(\frac{\dot{m}_{Gs} * \sqrt{\frac{T_{ent,comp}}{288.15 K}}}{P_{ent,comp}}\right)_{ref}}} * 100 \right] - 100 \quad (35)$$

Factor de eficiencia del compresor y de la turbina ( $FE_{comp}$  y  $FE_{turb}$ ): Indica la desviación de la eficiencia en estado operativo normal respecto a la eficiencia del modelo de referencia en términos de porcentaje (Mathioudakis et al., 2004).

$$\Delta FE_{comp} = \left[ \frac{n_{comp}}{(n_{comp})_{ref}} * 100 \right] - 100 \quad (36)$$

$$\Delta FE_{turb} = \left[ \frac{n_{turb}}{(n_{turb})_{ref}} * 100 \right] - 100 \quad (37)$$

### 3.5.3. Validación de las desviaciones de los PS

Se usan dos herramientas estadísticas para este proceso:

- 1) Diferencia de desviaciones: Este cálculo se obtiene en base a la diferencia entre 2 valores sucesivos obtenidos en función de las ecuaciones (34)-(37).

$$DDFW_{cte} = \Delta FW_{cte(i+1)} - \Delta FW_{cte_i} \quad (38)$$

$$DDFE_{cte} = \Delta FE_{cte(i+1)} - \Delta FE_{cte_i} \quad (39)$$

- 2) Gráfica de control de variables: Por cada PS se crea una gráfica de control de los valores resultantes del inciso anterior para obtener sus límites de control superior e inferior.

La validación de las desviaciones de los PS para este trabajo consiste en la identificación de patrones en los valores límites desechando los valores intermedios para poder determinar las tendencias que indiquen el comienzo de un lavado fuera de línea.

# Capítulo 4 **ÁNÁLISIS DE RESULTADOS**

---

En el capítulo 4 se presenta la información resultante del procesamiento de los datos conforme lo establecido en la metodología, con el propósito de interpretarla y analizarla para la consecución de los objetivos de la investigación.

## **4.1. Muestreo de las bitácoras para el modelo de referencia**

En entrevista abierta con el personal de la CCC Altamira III y IV durante la visita en la central realizada el del 17 al 19 de diciembre de 2019, se les preguntó sobre la fecha de la mejora a profundidad más reciente realizada a la TG4, procediéndose a consultar en la bitácora correspondiente logrando establecer que está fue realizada del 1 de febrero al 5 de marzo de 2016, mediante correo electrónico enviado por el Ing. Armando de la Rosa Medina, jefe de producción y eficiencia energética en CCC Altamira III y IV.

Se proporcionó vía correo electrónico el 17 de diciembre posterior a la visita de ese día, una porción de la bitácora con los eventos correspondientes a las fallas registradas del 1 de febrero al 30 de noviembre, para su inspección inicial y familiarización con la información manejada.

Durante la visita del 18 de diciembre, se procedió a establecer el período de modelo de referencia del 5 de marzo al 5 de junio de 2016, por lo que fue solicitada la información de la bitácora del período de fechas establecido en una memoria USB, conteniendo 26,784 registros de mediciones de las señales ilustradas en la figura 3-3, con registros periódicos a cada 5 minutos, correspondientes a la muestra de datos del modelo de referencia.

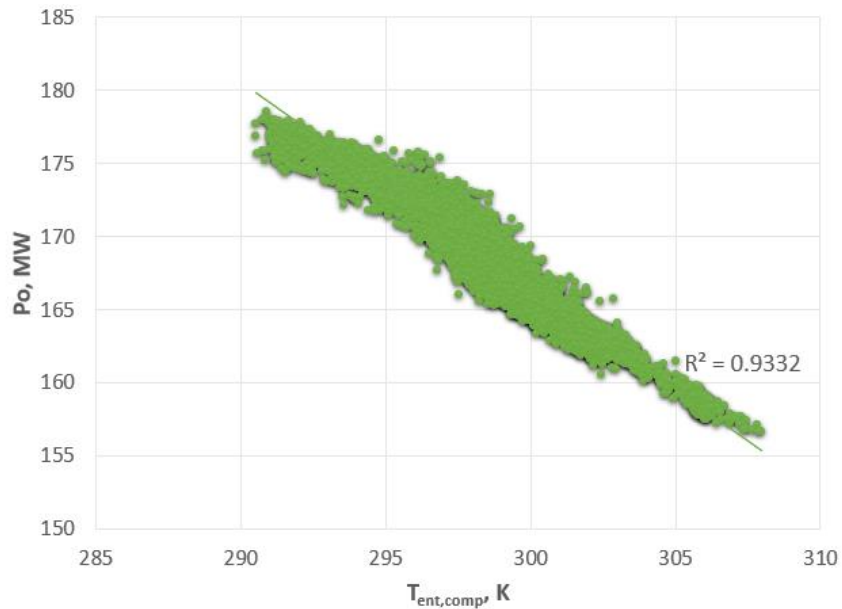
## **4.2. Preparación de los datos para el modelo de referencia a carga base**

Se filtraron los datos en Excel conforme a los 2 estándares proporcionados por el M.C. Samuel Vega, Gerente región Altamira, obteniendo como resultado la referencia a carga base, conforme lo descrito en la sección 3.1.1

El acondicionamiento de los datos del período de modelo de referencia se realizó eliminando los datos conforme lo especificado en la sección 3.2.2., derivado del tratamiento de los datos se redujo el total de 26,784 registros de la muestra original a 7,740 registros resultantes, esto es al 28.9%.

El filtrado y acondicionamiento de los datos a carga base se orienta a tomar en cuenta los valores más apropiados para ser estudiados, eliminando aquellos considerados como ruido o no significativos.

Para corroborar la carga base, se elaboró una gráfica con los valores de temperatura de entrada al compresor ( $T_{ent,comp}$ ) sobre el eje  $x$ , contra la Potencia generada en la TG4 ( $P_o$ ) sobre el eje  $y$ , siendo la gráfica de dos dimensiones (2D) para los valores presentes en la hoja de cálculo del periodo como se muestra en la Figura 4-1.



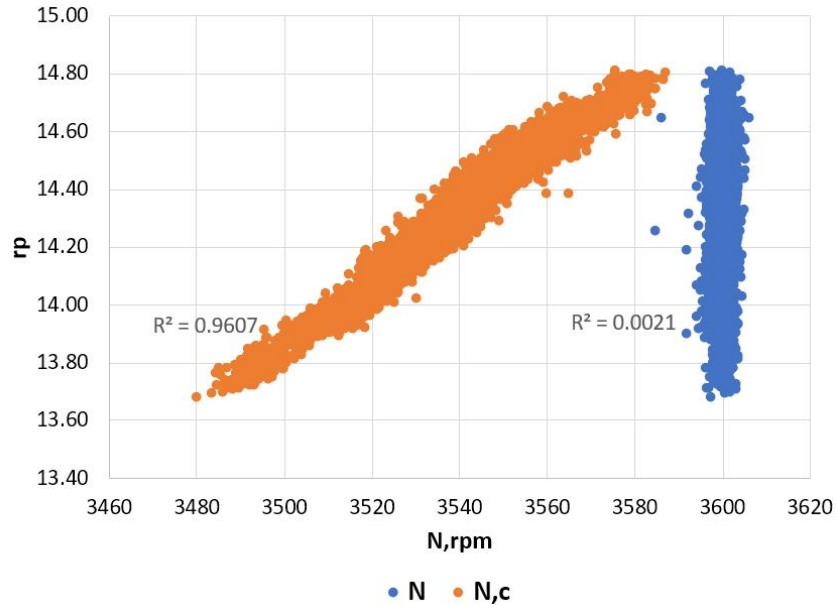
**Figura 4-1  $T_{ent,comp}$  vs  $P_o$  generada en la TG para el período de modelo de referencia a carga base**

La interpretación sobre los datos representados en el gráfico anterior permite establecer que los datos a carga base tienen un comportamiento lineal, ya que un valor de coeficiente de determinación ( $R^2$ ) = 0.9332 es cercano a 1, donde 1 significa el ajuste lineal perfecto, por lo que se puede inferir que a menor temperatura de entrada del compresor de la TG se obtiene una mayor generación de potencia.

#### *Adimensionalización de variables*

La adimensionalización de la velocidad del eje general (N),  $P_o$ , flujo másico del aire ( $\dot{m}_A$ ) y flujo másico de los gases ( $\dot{m}_{Gs}$ ) a condiciones ISO permitieron reducir la dispersión obteniendo resultados más precisos previamente al análisis de la selección de los PM.

Con la finalidad de verificar la reducción de dispersión de N se creó una gráfica para comparar los valores antes y después de adimensionar la señal N sobre el eje x contra los valores de relación de presión ( $r_p$ ) sobre el eje y, siendo la gráfica 2D como se ilustra en la Figura 4-2.

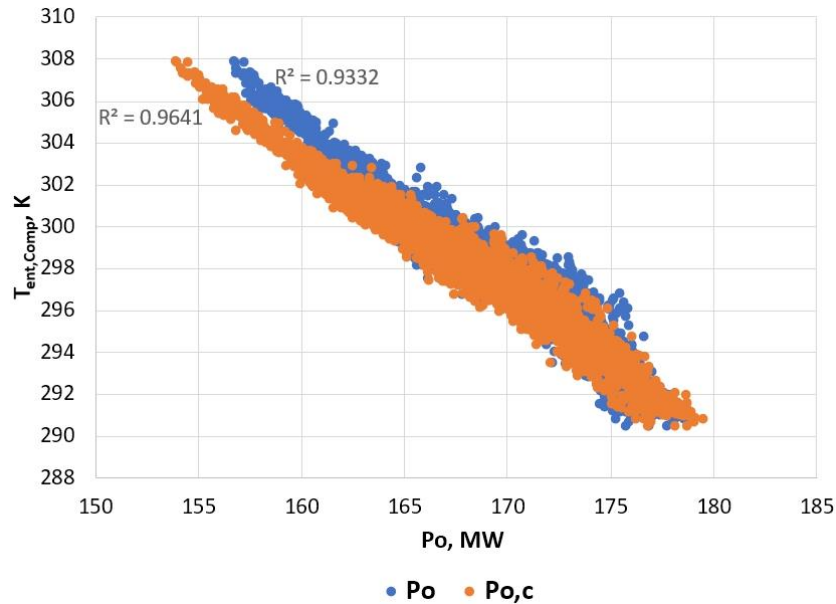


**Figura 4-2 Comparación entre la Velocidad del eje general y la Velocidad del eje general corregida**

Antes de adimensionar, los valores para N muestran un comportamiento no lineal con un valor de  $R^2$  casi nulo; posteriormente a la adimensionalización el comportamiento de N muestra una tendencia lineal directamente proporcional a los valores de rp con un valor de  $R^2=0.9607$ . Esto hace factible la identificación de cambios en las variables mediante la aplicación del GPA en estado operativo normal.

En lo que respecta a la comprobación de mejora en los valores de Po al adimensionarlos se generó una gráfica con los valores de Po y Po,c sobre el eje x, y los valores de  $T_{emp,comp}$  sobre el eje y, siendo la gráfica de 2D como se muestra en la Figura 4-3.

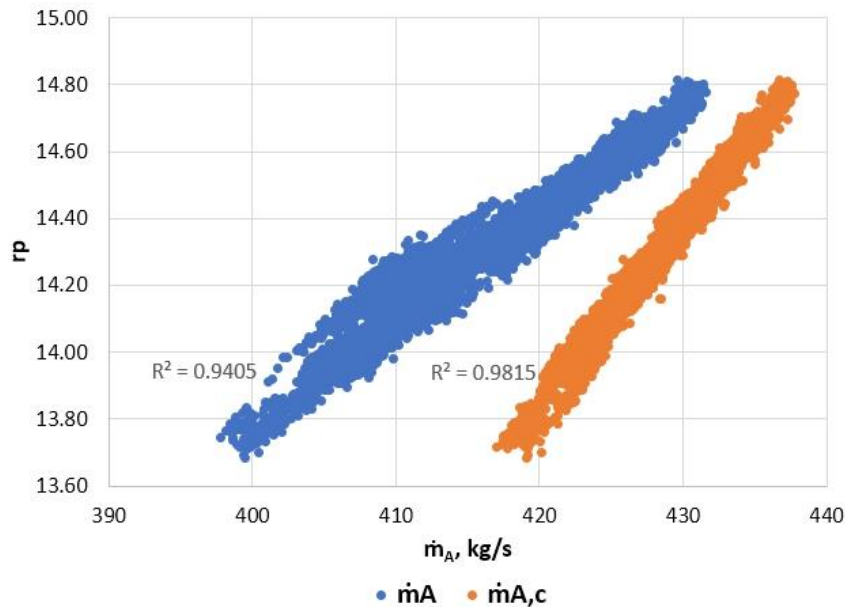




**Figura 4-3 Comparación entre la Potencia generada y la Potencia generada corregida**

Los valores previos y posteriores a la adimensionalización de  $P_o$  tienden a comportarse de manera similar, sin embargo, se observó que a mayor  $T_{ent,comp}$  el comportamiento para los valores adimensionados se mantuvieron de forma más lineal que de los no adimensionados logrando una ligera mejora de 0.01% en el ajuste de esta variable.

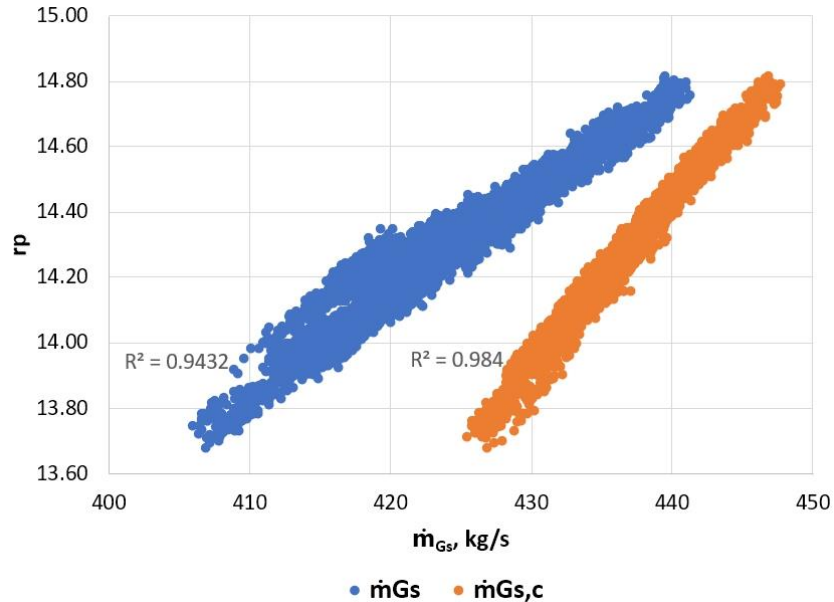
En referencia a la adimensionalización de los valores de  $\dot{m}_A$  se realizó una gráfica con los valores de  $\dot{m}_A$  y  $\dot{m}_{A,c}$  sobre el eje x, y los valores de  $r_p$  sobre el eje y, siendo la gráfica de 2D como se indica en la Figura 4-4.



**Figura 4-4 Comparación entre el Flujo de aire que ingresa al compresor y el Flujo de aire que ingresa al compresor corregido**

Los dos tipos de valores expuestos sobre el eje x muestran una tendencia lineal: con un  $R^2 = 0.9405$  para  $\dot{m}_A$  y un  $R^2 = 0.9815$  para  $\dot{m}_{A,c}$  de los cuales el  $R^2$  mayor corresponde a la señal  $\dot{m}_{A,c}$  indicando un mayor grado de fiabilidad para el conjunto de valores.

Respecto a la comparación de los valores de  $\dot{m}_{Gs}$  antes y después de adimensionarlos se creó una gráfica con  $\dot{m}_{Gs}$  y  $\dot{m}_{Gs,c}$  sobre el eje x, y  $r_p$  sobre el eje y, siendo la gráfica de 2D como se indica en la Figura 4-5.



**Figura 4-5 Comparación entre el Flujo de gases que salen de la turbina y el Flujo de gases que salen de la turbina corregido**

El  $\dot{m}_{Gs}$  produjo un valor de  $R^2 = 0.9432$ , no obstante, el valor de  $R^2$  para  $\dot{m}_{Gs,c}$  fue de 0.984 con un comportamiento similar a los resultados obtenidos en la Figura anterior sobre el flujo másico del aire, es decir, concluyendo que los valores de  $\dot{m}_{Gs,c}$  indican una reducción de ruido favorable.

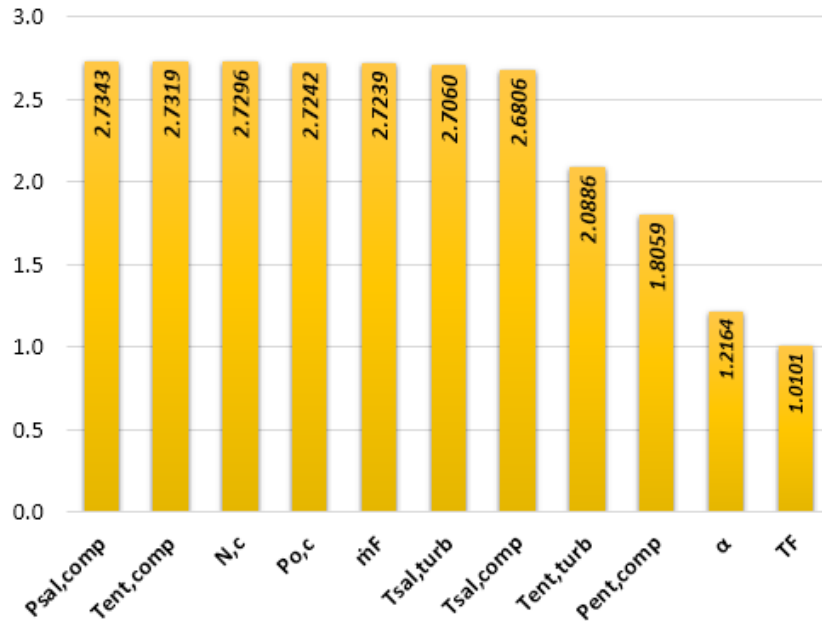
Por lo que se comprueba que para cada una de las señales  $N,c$ ,  $Po,c$ ,  $\dot{m}_A,c$  y  $\dot{m}_{Gs,c}$  adimensionarlos a condiciones ISO reducen significativamente el ruido para la realización del GPA en la TG4, logrando así la preparación de los datos para el modelo de referencia.

### 4.3. Selección de los PM

A continuación, se presentan el sustento para la definición de los 4 PM correspondientes al número de los PS para la creación del modelo de referencia.

#### 4.3.1. **Análisis de sensibilidad**

Cómo parte inicial del proceso para ir descartando las variables candidatas se usó el análisis de sensibilidad como el primer criterio de selección, en la Figura 4-6 se muestra un gráfico de barras con los valores obtenidos al aplicar la norma de sensibilidad ( $||s||$ ) a cada una de las 11 variables candidatas descritas sobre el eje x.



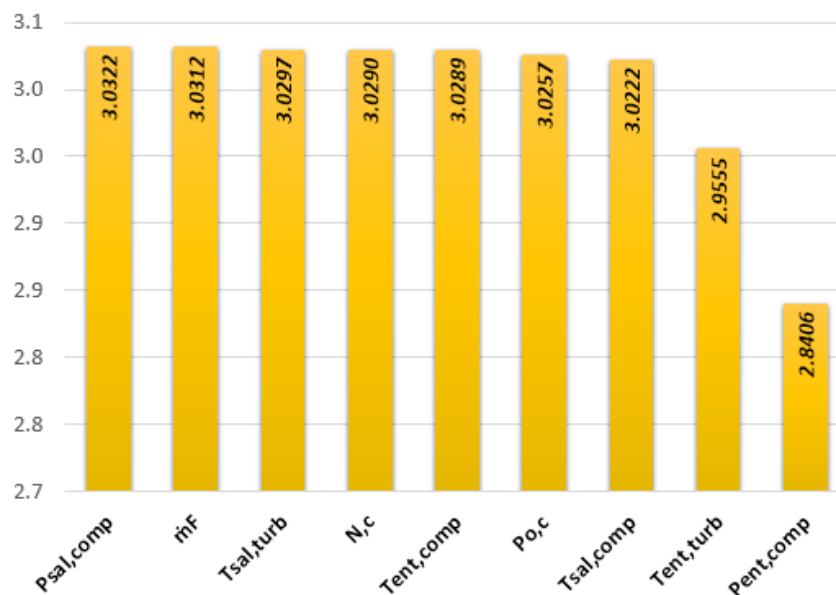
**Figura 4-6 Resultados de la norma de sensibilidad aplicado a las variables candidatas a PM**

Se puede apreciar notoriamente que 7 variables lograron resultados altos de la  $||s||$  arriba de 2.5: Presión de salida del compresor ( $P_{sal,comp}$ ),  $T_{ent,comp}$ , N,c,  $P_{o,c}$ , flujo másico del combustible ( $\dot{m}_F$ ), temperatura de salida de la turbina ( $T_{sal,turb}$ ), y temperatura de salida del compresor ( $T_{sal,comp}$ ), siendo el valor máximo de 2.7343 para  $P_{sal,comp}$ , para las variables restantes se obtuvieron los siguientes valores de la  $||s||$ : la temperatura de entrada de la turbina ( $T_{ent,turb}$ ) con un valor de 2.0886, la presión de entrada del compresor ( $P_{ent,comp}$ ) con un valor de 1.8059 y el ángulo de entrada del álabe ( $\alpha$ ) con un valor de 1.2164 y la temperatura del combustible ( $T_F$ ) con valor de 1.0101.

El criterio de eliminación de variables para el análisis de sensibilidad fue descartar aquellas que estuvieran por debajo de la mitad del valor máximo obtenido de la  $\|c\|$ , esto es  $2.7343 \cdot 0.5 = 1.3672$  al ser consideradas variables no relevantes en una matriz de coeficientes de influencia (H), por lo que al tener que  $\alpha < 1.3672$  y  $T_F < 1.3672$ , fueron las variables descartadas.

#### 4.3.2. Análisis de correlación

El segundo criterio aplicado en el proceso de descarte de las 9 variables candidatas en este punto fue el análisis de correlación. Se presenta en la Figura 4-7 una gráfica de barras con los resultados obtenidos al aplicar la norma de correlación ( $\|c\|$ ) de cada variable no descartada del primer criterio en el eje x.



**Figura 4-7 Resultados de la norma de correlación aplicado a las variables candidatas a PM**

Se puede observar que se mantienen las mismas 7 variables que en la sección 4.3.1. con resultados altos en la  $\|c\| > 3$ , pero en distinto orden, siendo el valor máximo de 3.0322 para P<sub>sal,comp</sub>, para las 2 variables restantes se obtuvieron los siguientes valores: la T<sub>ent,turb</sub> con un valor de 2.9555 y la P<sub>ent,comp</sub> con un valor de 2.8406.

El criterio de eliminación de variables para el análisis de correlación es el de descartar aquella variable que tenga el nivel de correlación más alto, esto es  $P_{sal,comp}$ , pero al existir una diferencia mínima de 1 milésima con el valor de  $\dot{m}_F$  en el segundo lugar, se consideró  $P_{sal,comp}=\dot{m}_F$  por lo que fueron descartadas estas 2 variables.

#### 4.3.3. Método de mínimos cuadrados

El tercer criterio empleado en el proceso de descarte de las 7 variables candidatas en esta sección fue el método de mínimos cuadrados. Se desarrollaron 4 Tablas con las posibles regresiones para cada PS: Para el factor de flujo de la turbina ( $FW_{turb}$ ) en la Tabla 4-1, para el factor de eficiencia de la turbina ( $FE_{turb}$ ) en la Tabla 4-2, para el factor de eficiencia del compresor ( $FE_{comp}$ ) en la Tabla 4-3 y para el factor de flujo del compresor ( $FW_{comp}$ ) en la Tabla 4-4, con el propósito de buscar el mejor ajuste de cada subconjunto de variables candidatas a PM, tomando en cuenta que el número límite de variables para cada subconjunto es 4.

**Tabla 4-1** Tabla de los subconjuntos para el  $FW_{turb}$

Subconjuntos de $FW_{turb}$	Variables	$R^2$
Subconjunto 1	$P_{O,c}$	96.3
Subconjunto 2	$P_{sal,comp}$	95.2
Subconjunto 3	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$	98.5
Subconjunto 4	$P_{sal,comp}$ c $P_{O,c}$	97.2
Subconjunto 5	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $T_{sal,turb}$	98.6
Subconjunto 6	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $T_{ent,turb}$	98.6
Subconjunto 7	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $N,c$ c $T_{sal,turb}$	98.8
Subconjunto 8	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $P_{O,c}$ c $T_{sal,turb}$	98.7

En la Tabla 4-1 se excluyeron de la evaluación los subconjuntos 2, 3, 4, 5, 6, 7 y 8 al estar compuestos con la variable  $P_{sal,comp}$  la cual fue descartada en el análisis de sensibilidad en la sección 4.3.1., por lo que se seleccionó el subconjunto 1 restante.

**Tabla 4-2 Tabla de los subconjuntos para el  $FE_{turb}$**

Subconjuntos de $FE_{turb}$	Variables	$R^2$
Subconjunto 1	$T_{ent,turb}$	13.8
Subconjunto 2	$T_{sal,turb}$	0.3
Subconjunto 3	$T_{ent,turb} \text{ c } T_{sal,turb}$	42.1
Subconjunto 4	$N,c \text{ c } T_{ent,turb}$	23.6
Subconjunto 5	$Po,c \text{ c } T_{ent,turb} \text{ c } T_{sal,turb}$	87.2
Subconjunto 6	$P_{sal,comp} \text{ c } T_{ent,turb} \text{ c } T_{sal,turb}$	72.1
Subconjunto 7	$P_{ent,comp} \text{ c } P_{sal,comp} \text{ c } T_{ent,turb} \text{ c } T_{sal,turb}$	99.8
Subconjunto 8	$P_{sal,comp} \text{ c } Po,c \text{ c } T_{ent,turb} \text{ c } T_{sal,turb}$	89.8

En la Tabla 4-2 se excluyeron de la evaluación los subconjuntos 6, 7 y 8 al estar compuestos con la variable  $P_{sal,comp}$  la cual fue descartada en el análisis de sensibilidad en la sección 4.3.1., se evaluaron los subconjuntos restantes eliminándose: 1, 2, 3 y 4 al obtener un  $R^2 < 50\%$ , seleccionándose el subconjunto 5 compuesto por las variables  $Po,c$ ,  $T_{ent,turb}$  y  $T_{sal,turb}$  al haber obtenido un  $R^2 = 87.2\%$  y al haberse cumplido la condición  $R^2 \geq 50\%$ .

**Tabla 4-3 Tabla de los subconjuntos para el  $FE_{comp}$**

Subconjuntos de $FE_{comp}$	Variables	$R^2$
Subconjunto 1	$T_{sal,comp}$	53.1
Subconjunto 2	$Po,c$	50.9
Subconjunto 3	$T_{ent,comp} \text{ c } Po,c$	81.6
Subconjunto 4	$N,c \text{ c } Po,c$	78.9
Subconjunto 5	$T_{ent,comp} \text{ c } T_{sal,comp} \text{ c } Po,c$	92.3
Subconjunto 6	$T_{ent,comp} \text{ c } T_{sal,comp} \text{ c } P_{sal,comp}$	87.3
Subconjunto 7	$T_{ent,comp} \text{ c } P_{ent,comp} \text{ c } T_{sal,comp} \text{ c } P_{sal,comp}$	99.8
Subconjunto 8	$T_{ent,comp} \text{ c } T_{sal,comp} \text{ c } P_{sal,comp} \text{ c } Po,c$	93.8

En la Tabla 4-3 se excluyeron de la evaluación los subconjuntos 6, 7 y 8 al estar compuestos con la variable  $P_{sal,comp}$  la cual fue descartada en el análisis de sensibilidad en la sección 4.3.1. Al ya tener seleccionadas 3 de las 4 variables a PM para igualar la cantidad de PS, se descartó de la selección el subconjunto 5 al tener 2 variables distintas a las 3 ya seleccionadas, quedando la evaluación de los subconjuntos 1, 2, 3 y 4, eligiéndose de entre ellos el subconjunto 3 compuesto por las variables  $T_{ent,comp}$  y  $P_{o,c}$  al cumplirse el criterio de tener el máximo valor de  $R^2$  entre los 4 subconjuntos, con un  $R^2=81.6\%$ .

**Tabla 4-4 Tabla de los subconjuntos para el  $FW_{comp}$**

Subconjuntos de $FW_{comp}$	Variables	$R^2$
Subconjunto 1	$P_{o,c}$	97.1
Subconjunto 2	$P_{sal,comp}$	94.9
Subconjunto 3	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$	98.2
Subconjunto 4	$P_{ent,comp}$ c $P_{o,c}$	97.6
Subconjunto 5	$P_{ent,comp}$ c $T_{sal,comp}$ c $P_{sal,comp}$	98.2
Subconjunto 6	$P_{ent,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $P_{o,c}$	98.2
Subconjunto 7	$P_{ent,comp}$ c $T_{sal,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $P_{o,c}$	98.3
Subconjunto 8	$P_{ent,comp}$ c $T_{sal,comp}$ c $P_{sal,comp}$ c $\alpha$	98.2

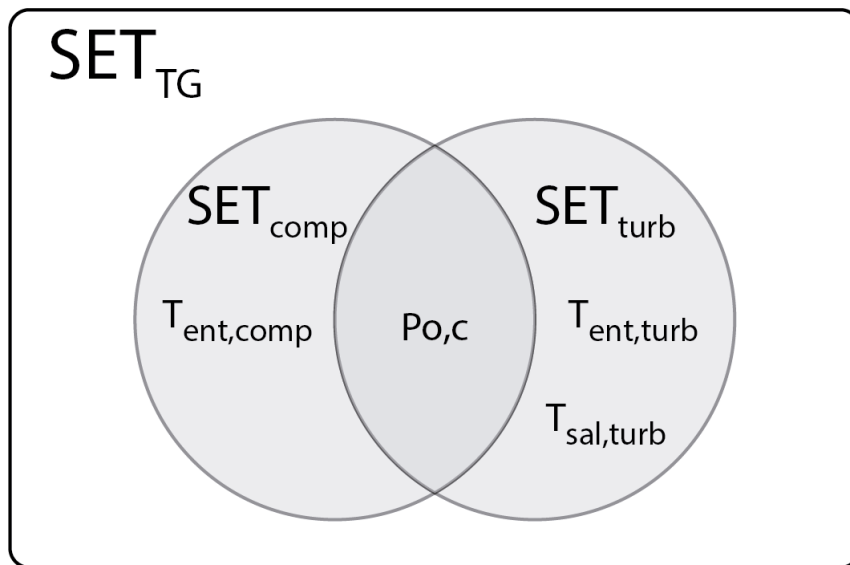
Para cumplir con el objetivo específico de definir los PM que correspondan en número a los PS, en la Tabla 4-4 se descartaron todos los subconjuntos compuestos por las variables previamente descartadas:  $P_{ent,comp}$ ,  $P_{sal,comp}$ ,  $T_{sal,comp}$ , y  $\alpha$ , por lo que al ser el subconjunto 1 el único restante se seleccionó el cual está conformado por  $P_{o,c}$ .

Concluyendo de esta manera el proceso de selección de los 4 PM con las siguientes variables:  $T_{ent,comp}$ ,  $P_{o,c}$ ,  $T_{ent,turb}$  y  $T_{sal,turb}$ .



#### 4.3.4. Subconjuntos de los parámetros de medición

El último criterio aplicado en el proceso de selección de los PM fue el de subconjuntos de los parámetros de medición, en el cual se realizó un diagrama de Venn ilustrado en la Figura 4-8 con los 4 PM especificados en la sección 4.3.3. para clasificarlos en las secciones del compresor y de la turbina, convirtiéndose en elementos clave para la creación del modelo y para los periodos de análisis en los lavados fuera de línea.



**Figura 4-8 Representación gráfica de los parámetros de medición para las partes de estudio de la turbina de gas**

Se puede observar que para el conjunto  $SET_{TG}$ :

$$SET_{TG} = SET_{comp} \cup SET_{turb}$$

Donde:

$$SET_{comp} = \{T_{ent,comp}, Po, c\}$$

$$SET_{turb} = \{Po, c, T_{ent,turb}, T_{sal,turb}\}$$

Estableciéndose que  $Po,c$  es un PM común para los componentes del conjunto del compresor y del conjunto de la turbina en la TG bajo estudio.

Estas variables son de suma importancia al analizar el funcionamiento de una TG. La  $T_{ent,comp}$  influye en la generación de electricidad ya que, la temperatura en la entrada de la turbina es inversamente proporcional al  $\dot{m}_A$  que accede al compresor debido a la disminución de densidad y por consiguiente disminuyendo la  $P_o$ . Es importante monitorear la  $T_{ent,turb}$  para garantizar una buena combustión en la cámara de combustión, y asegurar una  $T_{sal,turb}$  de  $620\text{ C} \pm 1\text{ C}$  ya que de esta variable depende la generación de vapor, esta información fue analizada y corroborada con el Ing. Manuel Báez Muñiz, jefe de turno en CCC Altamira V.

#### 4.3.5. Creación y selección del modelo de referencia

Se crearon los modelos lineal y cuadrático con sus respectivos subconjuntos de PS seleccionados con el método de mínimos cuadrados en la sección 4.3.3. Para poder evaluar el comportamiento de los datos de los PS mediante el análisis de resultados obtenidos en el índice GPA y AIC (ecuaciones 17 y 31) de cada modelo se realizó la Tabla 4-5.

**Tabla 4-5 Selección de modelo mediante Índice GPA y criterio de información de Akaike (AIC)**

Parámetros de salud (PS)	Modelo lineal		Modelo cuadrático	
	Índice GPA	AIC	Índice GPA	AIC
$FW_{comp}$	0.9989	-5236.19	0.9989	-5634.57
$FW_{turb}$		-2431.68		-3291
$FE_{comp}$		-98702.6		-99929.16
$FE_{turb}$		-116113.3		-122459.2

Se observa que los valores obtenidos para AIC en los factores de flujo en los dos modelos ( $FW_{comp}$  y  $FW_{turb}$ ) varían en un rango amplio de 4935.99% respecto de los factores de eficiencia ( $FE_{comp}$  y  $FE_{turb}$ ) debido a que el rango de los factores de flujo es de 416-448 y los de eficiencia 0.83-0.92.

Se definió la selección del modelo solamente con los valores del AIC ya que los 2 modelos ofrecen valores de PS precisos al haber obtenido en los 2 un Índice GPA=0.9989 cumpliéndose la condición Índice GPA≈1. El criterio de eliminación del modelo para el AIC fue el descartar aquel modelo con los resultados lejanos a 0 por ser considerados PS con menor calidad relativa, por lo que al ser  $FW_{comp} \text{ cuadrático} > FW_{comp} \text{ lineal}$ ,  $FW_{turb} \text{ cuadrático} > FW_{turb} \text{ lineal}$ ,  $FE_{comp} \text{ cuadrático} > FE_{comp} \text{ lineal}$  y  $FE_{turb} \text{ cuadrático} > FE_{turb} \text{ lineal}$ , el modelo cuadrático fue el descartado.

En la Tabla 4-6 se expone el modelo lineal de referencia calculado para cada PS, empleado para analizar periodos de fallas antes de que se realice una nueva mejora a profundidad en la TG bajo estudio, debido a las modificaciones mayores que se efectúen a sus componentes.

**Tabla 4-6 Modelo lineal para cada parámetro de salud**

Parámetros de salud (PS)	Modelo lineal
$FW_{comp}$	$285.573 + 0.84952 * P_{o,c}$
$FW_{turb}$	$285.416 + 0.90229 * P_{o,c}$
$FE_{comp}$	$-0.7988 + 0.004243 * T_{ent,comp} + 0.002565 * P_{o,c}$
$FE_{turb}$	$0.88065 + 0.000577 * T_{ent,turb} - 0.000984 * T_{sal,turb} - 0.000568 * P_{o,c}$

#### 4.4. Aplicación en falla

En virtud de que el presente trabajo se enfocó en los mantenimientos fuera de línea realizados al compresor, se estudiaron solamente las desviaciones y lo relacionado al  $FW_{comp}$  y  $FE_{comp}$ , analizándose 4 mantenimientos de lavado fuera de línea a la TG de estudio debido al ensuciamiento generado en los álabes como se muestra en la Tabla 2-3. La razón por la que varía el número de datos estudiados de cada periodo de mantenimiento es debido al acondicionamiento de los datos.

Durante el desarrollo de esta sección se filtraron los datos de los 4 periodos de análisis de mantenimiento para que fueran a carga base y de esta forma el modelo lineal se empleara correctamente, considerándose los datos como a carga base cuando  $P_o > 156$  MW para optimizar el acondicionamiento de datos ya que el rango de esta señal es de 156-179 MW en el periodo del modelo de referencia.

#### 4.4.1. **Períodos de análisis de lavado fuera de línea**

##### *Definición del período de análisis para el mantenimiento 1*

El muestreo del mantenimiento 1 correspondiente al año 2016, efectuado del 12 al 13 de junio, abarca un período de análisis de datos para la obtención de la desviación de los PS comprendido desde el 1 de mayo al 12 de julio del 2016, la Tabla 4-7 muestra el único evento registrado en la bitácora de la TG4 durante este período de análisis, y corresponde al lavado fuera de línea.

**Tabla 4-7 Eventos registrados durante el período de análisis de datos para el mantenimiento 1**

<b>Hora de inicio</b>	<b>Hora de finalización</b>	<b>Incidencia</b>	<b>Tipo de incidencia</b>
12/6/2016 00:04	13/6/2016 00:05	Mtto 1 TG	Lavado fuera de línea

##### *Definición del período de análisis para el mantenimiento 2*

El muestreo del mantenimiento 2 correspondiente al año 2017, efectuado el día 19 de junio, abarca un período de análisis de datos para la obtención de la desviación de los PS comprendido desde el 18 de junio al 19 de agosto del 2017, la Figura 4-8 muestra el registro de 3 eventos correspondientes a una falla de válvula, una falla en la turbina de vapor de alta presión (TV de A.P.) y a un lavado fuera de línea durante este período de análisis.

**Tabla 4-8 Eventos registrados durante el período de análisis de datos para el mantenimiento 2**

<b>Hora de inicio</b>	<b>Hora de finalización</b>	<b>Incidencia</b>	<b>Tipo de incidencia</b>
26/6/2017 02:08	27/6/2017 00:48	Falla 1	Falla de válvula
19/7/2017 00:08	19/7/2017 01:41	Falla TV	Falla en la TV de A.P.
19/7/2017 01:49	19/7/2017 23:38	Mtto 2 TG	Lavado fuera de línea

*Definición del período de análisis para el mantenimiento 3*

El muestreo del mantenimiento 3 correspondiente al año 2018, efectuado durante los días 27 y 28 de julio, abarca un período de análisis de datos para la obtención de la desviación de los PS comprendido desde el 25 de junio al 28 de agosto del 2018, la Figura 4-9 muestra el registro de 4 eventos correspondientes a una falla por alta temperatura en el escape, un lavado fuera de línea, un mantenimiento de la TV y un derrateo de la TG.

**Tabla 4-9 Eventos registrados durante el periodo de análisis de datos para el mantenimiento 3**

<b>Hora de inicio</b>	<b>Hora de finalización</b>	<b>Incidencia</b>	<b>Tipo de incidencia</b>
8/7/2018 05:53	8/7/2018 09:44	Falla 2	Alto spread
27/7/2018 00:08	28/7/2018 00:08	Mtto 3 TG	Lavado fuera de línea
28/7/2018 00:08	28/7/2018 10:09	Mtto 1 TV	Limpieza de condensador
29/7/2018 09:48	29/7/2018 17:21	Falla 3	Derrateo de la TG

#### *Definición del período de análisis para el mantenimiento 4*

El muestreo del mantenimiento 4 correspondientes al año 2019, efectuado durante los días 30 y 31 de agosto, abarca un período de análisis de datos para la obtención de la desviación de los PS comprendido desde el 30 de julio al 30 de septiembre del 2019, la Figura 4-10 muestra el registro de 3 eventos correspondientes a un mantenimiento de la TV, un lavado fuera de línea y una falla en interruptor.

**Tabla 4-10 Eventos registrados durante el periodo de análisis de datos para el mantenimiento 4**

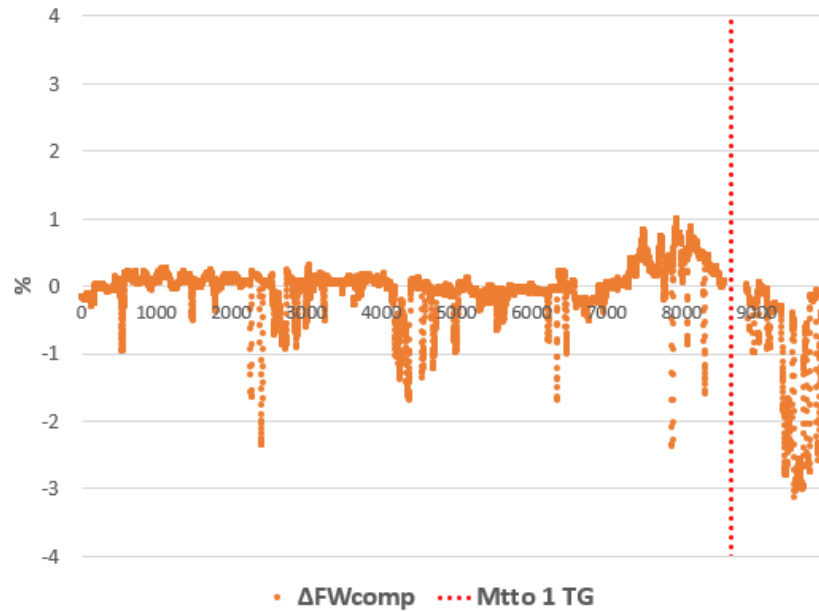
<b>Hora de inicio</b>	<b>Hora de finalización</b>	<b>Incidencia</b>	<b>Tipo de incidencia</b>
29/8/2019 17:31	30/8/2019 11:39	Mtto 2 TV	Arreglos en la TV
30/8/2019 11:39	31/8/2019 11:39	Mtto 4 TG	Lavado fuera de línea
31/8/2019 22:22	1/9/2019 10:20	Falla 4	Falla en interruptor

#### **4.4.2. Desviaciones de los PS en los períodos de análisis por mantenimiento lavado fuera de línea**

##### *Desviaciones del período de análisis para el mantenimiento 1:*

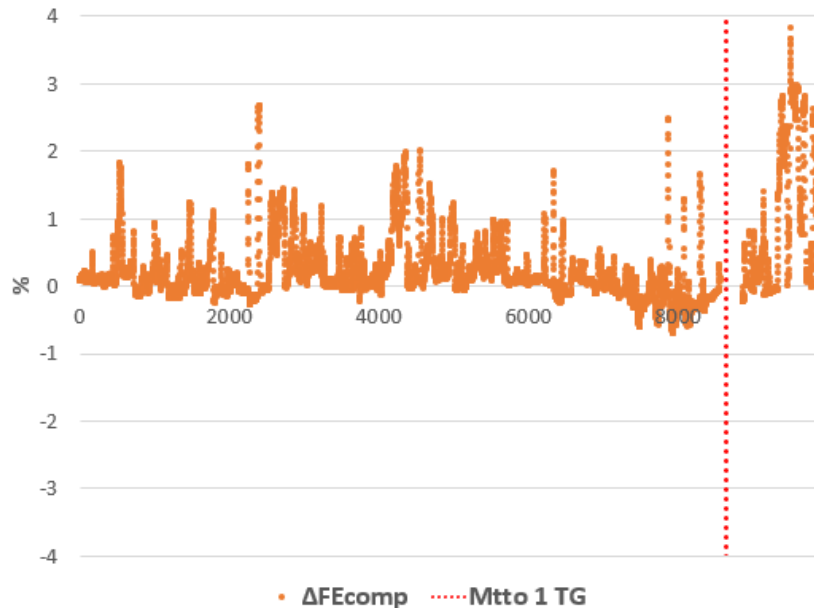
Se acondicionaron los datos del período de análisis resultando 9899 datos a analizar.

El comportamiento del  $FW_{comp}$  se puede apreciar en la Figura 4-9, observándose que normalmente el porcentaje de desviación de los valores de referencia del modelo tiende al eje negativo, alcanzando un mínimo de -2.5% aproximadamente, además de que antes que ocurra el mantenimiento para la falla del ensuciamiento el porcentaje de desviación cambia de dirección al eje positivo, siendo un indicador para realizar un lavado fuera de línea del compresor después de que la desviación exceda el 0.5% debido a que una vez realizado el mantenimiento, la desviación tiende hacia el eje negativo.



**Figura 4-9 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 1er periodo de análisis**

En la Figura 4-10 se muestra el comportamiento del  $FE_{comp}$ , en donde su tendencia es contraria a la de  $FW_{comp}$ ; tendiendo hacia el eje positivo antes de que ocurra el mantenimiento 1, algunos datos son negativos hasta después de los 7500 valores la desviación tiende a ser negativo alcanzando el -0.7%, observándose 4 picos consecutivos que rebasan el -0.4% antes de que ocurra el mantenimiento, considerándose un indicador para este PS. Posteriormente al período de mantenimiento, la desviación regresa al eje positivo.



**Figura 4-10 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 1er periodo de análisis**

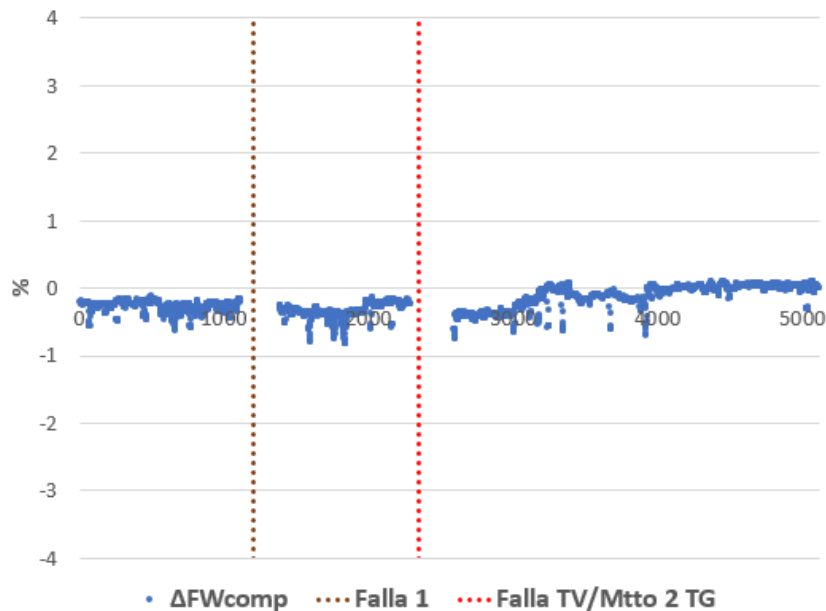
*Desviaciones del período de análisis para el mantenimiento 2:*

Al acondicionar los datos del periodo la falla en la turbina de vapor de alta presión (TV de A.P.) y el mantenimiento 2 se consideraron como uno solo al ocurrir consecutivamente resultando 5115 datos a analizar.

En la Figura 4-11 se presenta el comportamiento de la desviación de  $FW_{comp}$ , observándose una tendencia mínima hacia el eje negativo, pero no presentando algún cambio significativo desde el inicio del periodo hasta antes de la falla en la TV; la fluctuación del porcentaje fue de decimales. La desviación de este PS logró estabilizarse 17 días después de que se efectuará el mantenimiento 2 por lo cual se obtuvieron 2 teorías:

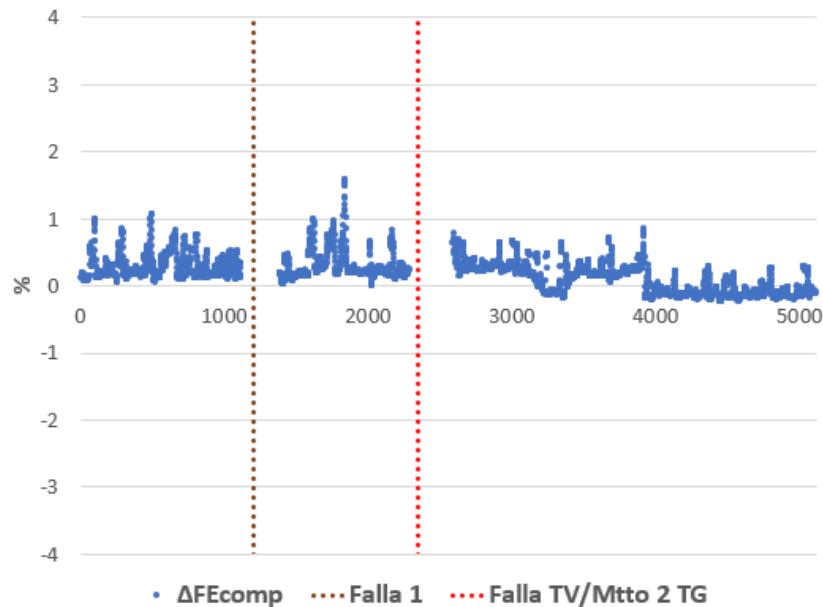
- 1) Aunque no existía la necesidad de realizar el mantenimiento en la TG, se aprovechó el mantenimiento de la TV para realizarlo.
- 2) La tendencia negativa continua desde el inicio del período de análisis significaba los eventos de falla y mantenimiento ya que después de unos días el porcentaje de desviación fue casi nula.





**Figura 4-11 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 2do periodo**

El comportamiento de desviación del  $FE_{comp}$  se muestra en la Figura 4-12, advirtiéndose que la desviación tiende a ser positiva antes del mantenimiento donde el valor máximo de desviación es de 1.59%. Además, se puede observar que el porcentaje de desviación tiende a ser negativo y a tener un porcentaje de desviación no mayor a 0.5% en el momento donde se empezó a estabilizar el comportamiento del  $FW_{comp}$  en la Figura anterior, estableciéndose las mismas teorías.

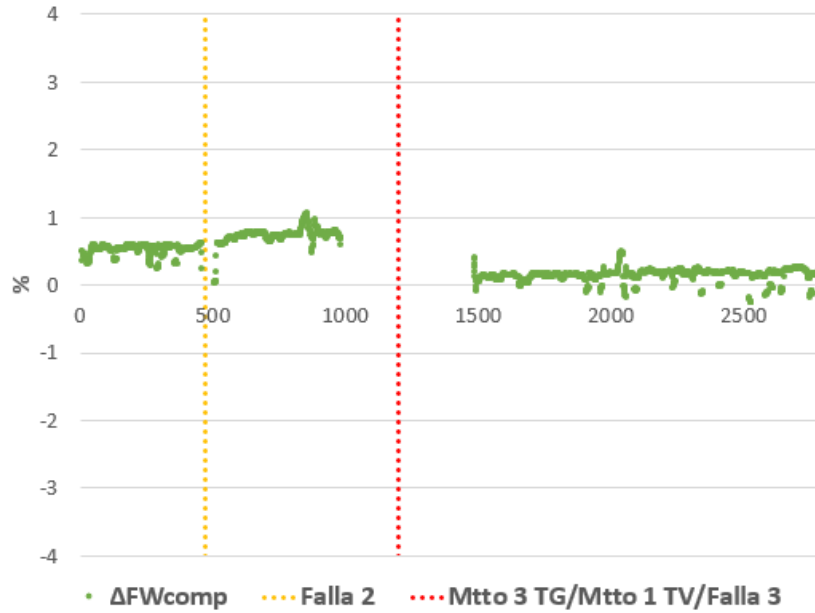


**Figura 4-12 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 2do periodo**

*Desviaciones del período de análisis para el mantenimiento 3:*

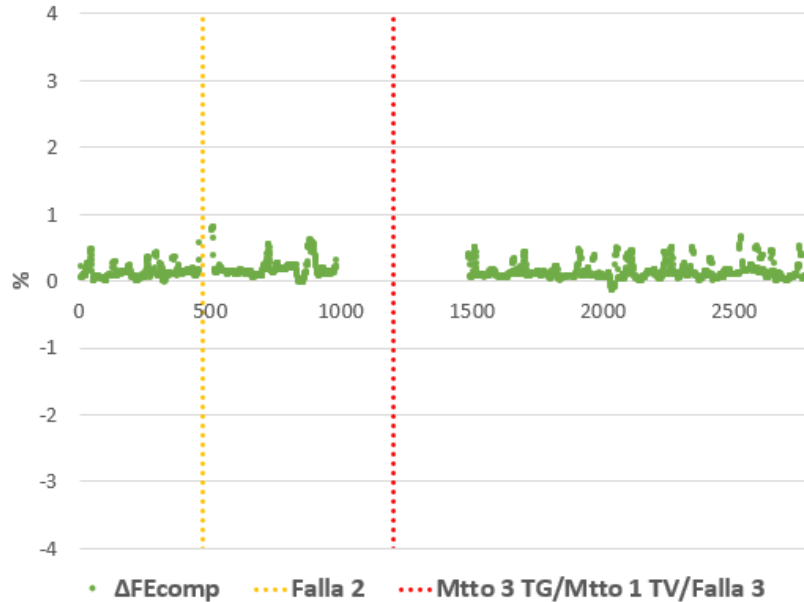
Al acondicionar los datos del periodo el mantenimiento 3, el mantenimiento 1 de la TV y la falla 3 se consideraron estos 3 eventos como uno solo al ocurrir consecutivamente resultando 2793 datos a analizar.

Se presenta el comportamiento de  $FW_{comp}$  en la Figura 4-13. Desde el inicio del periodo  $FW_{comp}$  tiende una desviación 0.5% de desviación constante antes de que ocurriera la falla 2, observándose que el comportamiento de  $FW_{comp}$  asciende hasta alcanzar una desviación máxima de 1% poco antes de que sucediera el lavado fuera de línea, convirtiéndose esta desviación máxima el indicador para el mantenimiento ya que la desviación de  $FW_{comp}$  se estabiliza después del mantenimiento 3, manteniéndose casi nula y estable.



**Figura 4-13 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 3er periodo**

En la Figura 4-14 se muestra el comportamiento de  $FE_{comp}$ , registrándose un porcentaje de desviación nula y constante en los primeros 700 datos de este periodo, después  $FE_{comp}$  logra una desviación de 0.5% en 2 ocasiones antes y 5 después del mantenimiento, al ser cíclico el cambio no fue posible establecer un indicador de desviación  $FE_{comp}$  para el mantenimiento 3.

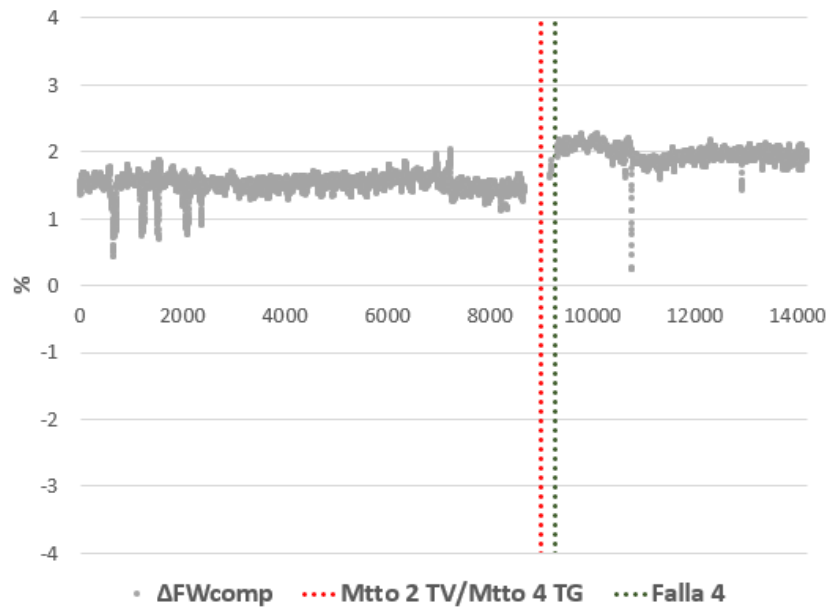


**Figura 4-14 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 3er periodo**

*Desviaciones del período de análisis para el mantenimiento 4:*

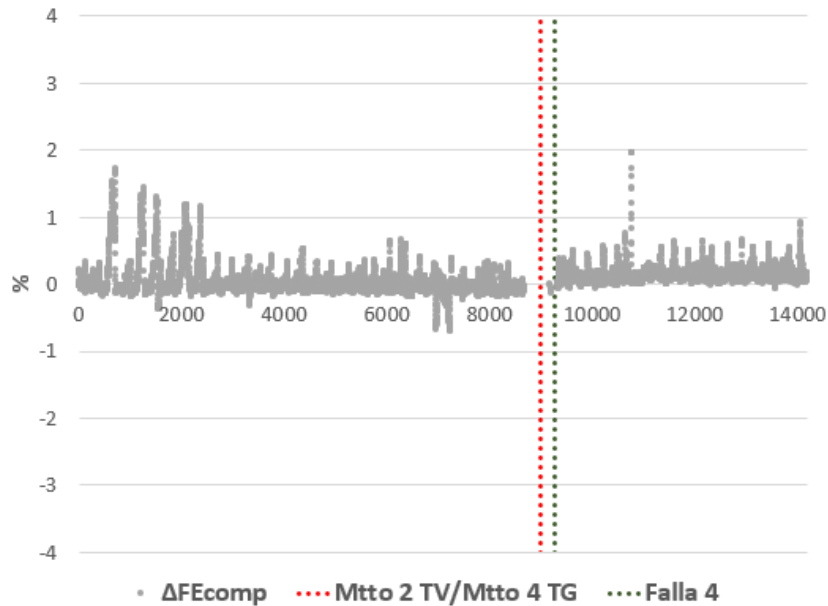
Al acondicionar los datos del periodo el mantenimiento 2 de la TV y el mantenimiento 4 se consideraron como uno solo al ocurrir consecutivamente resultando 2793 datos a analizar.

En la Figura 4-15 se presenta el comportamiento de  $FW_{comp}$ . Se puede observar que la desviación del porcentaje de este PS se mantiene entre 1.4%-1.7% antes de que ocurriera el mantenimiento 2 de la TV y mantenimiento 4. El porcentaje de desviación alcanza valores de  $2\% \pm 0.2\%$  después de que se realizará el mantenimiento presentándose en una sola ocasión un descenso haciéndose casi nula su variación. Se concluye que no existe un indicador de  $FW_{comp}$  al haber incrementado la desviación después del mantenimiento en vez de haberse estabilizado.



**Figura 4-15 Resultado de la desviación del Factor de flujo del compresor del 4to periodo**

En la Figura 4-16 se muestra el comportamiento de  $FE_{comp}$ . Se puede apreciar que el cambio que ocurre después de cada evento de este periodo es casi nulo; el porcentaje de desviación del  $FE_{comp}$  tiende ligeramente hacia al eje positivo después de que se realizara el mantenimiento de la TG.



**Figura 4-16 Resultado de la desviación del Factor de eficiencia del compresor del 4to periodo**

#### **4.4.3. Análisis de las desviaciones de los PS en los períodos de análisis por mantenimiento lavado fuera de línea**

Este apartado comprende la validación de las desviaciones de  $FW_{comp}$  y  $FE_{comp}$ . Como se pudo apreciar en la sección anterior, cada mantenimiento tuvo distintos resultados de comportamiento tanto en el factor de flujo como en el de eficiencia por lo que se procedió a usar 2 herramientas de estadística para validar las desviaciones encontradas.

En la Tabla 4-11 se muestran los límites de control para cada período del análisis de lavados fuera de línea, el cual sirvió de base para identificar patrones en las desviaciones, observándose que todos los límites son similares excepto el del mantenimiento 4.

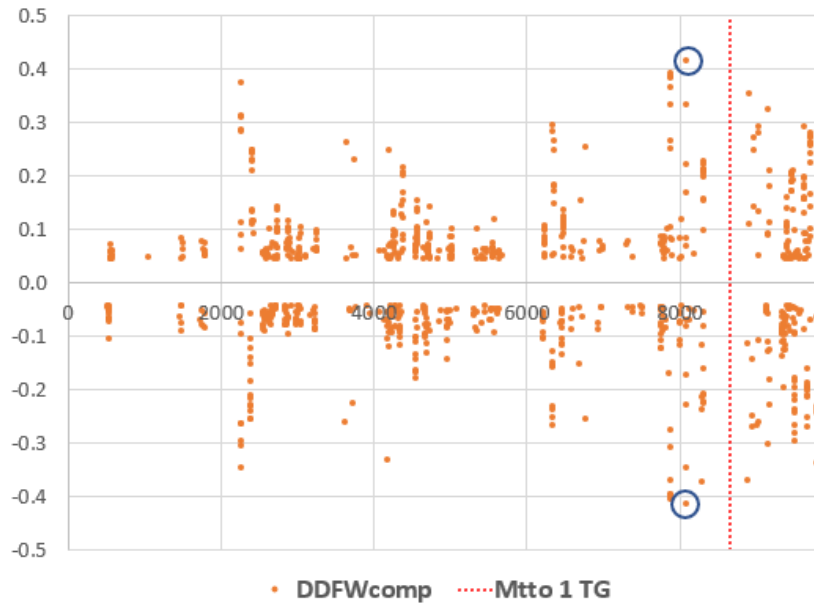
**Tabla 4-11 Límites de control de cada diferencia de desviación del Factor de flujo y de eficiencia de los 4 mantenimientos analizados**

	Diferencia de $\Delta PS$	Límite inferior	Límite superior
Período de análisis del mtto 1	$DDFW_{comp}$	-0.0429	0.0429
	$DDFE_{comp}$	-0.0524	0.0523
Período de análisis del mtto 2	$DDFW_{comp}$	-0.04	0.0401
	$DDFE_{comp}$	-0.0536	0.0535
Período de análisis del mtto 3	$DDFW_{comp}$	-0.0438	0.0437
	$DDFE_{comp}$	-0.0524	0.0522
Período de análisis del mtto 4	$DDFW_{comp}$	-0.0612	0.0612
	$DDFE_{comp}$	-0.0726	0.0726

Se muestran a continuación los valores que no están dentro del criterio de los límites de  $DDFW_{comp}$  y  $DDFE_{comp}$  para poder identificar una tendencia relevante que indique la necesidad del mantenimiento lavado fuera de línea, además se establece para los propósitos del presente trabajo que el criterio de identificación de patrones es cuando se presentan valores extremos cercanos a la realización de los mantenimientos.

*Análisis e interpretación del período de mantenimiento 1:*

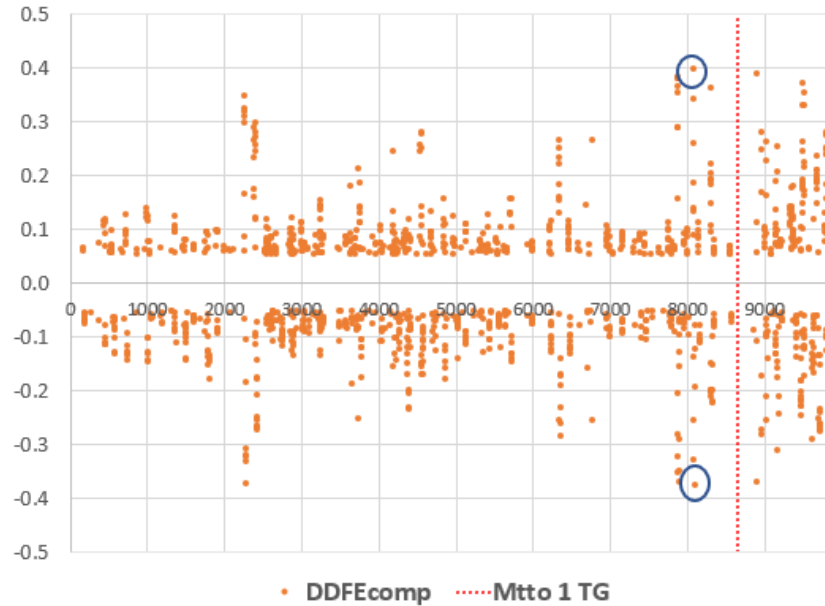
En la Figura 4-17 se presenta la gráfica de los datos fuera del límite de control correspondiente al  $FW_{comp}$  del primer periodo de análisis. Se aprecia que el valor mínimo y máximo de esta gráfica se ubican después de los primeros 8000 datos, por lo que puede llegar a ser considerado un patrón, indicando la necesidad de un lavado fuera de línea. Se verifica con la hoja de cálculo correspondiente a los puntos que están circulados en la Figura, siendo estos valores -0.415 y 0.414.



**Figura 4-17 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 1er periodo**

En la Figura 4-18 se presenta el resultado de los datos fuera del límite de control obtenido del  $FE_{comp}$  del primer mantenimiento estudiado. De cuyo análisis se advierte que los valores extremos se ubican antes de que se realizara el lavado fuera de línea, los cuales se señalan circulados con color azul. Siendo -0.375 y 0.397 son los valores extremos correspondientes de esta Figura.

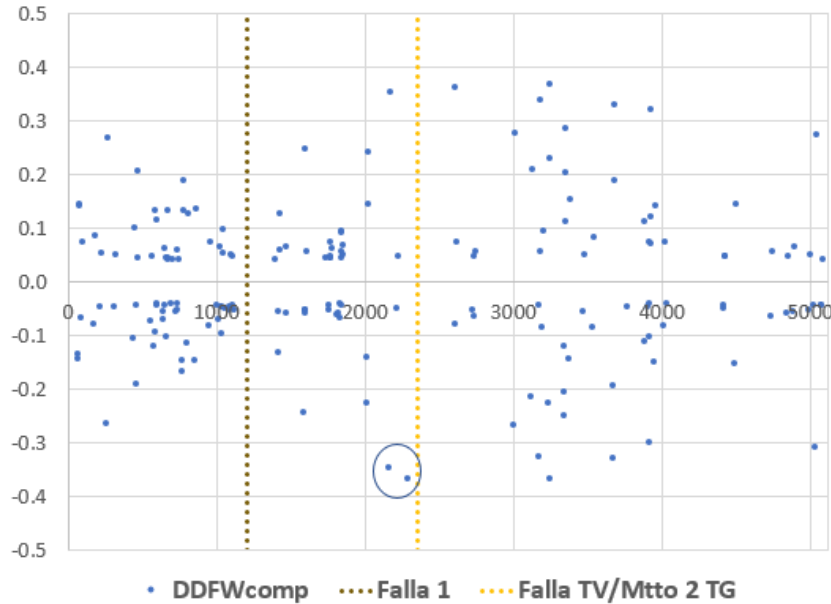




**Figura 4-18 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 1er periodo**

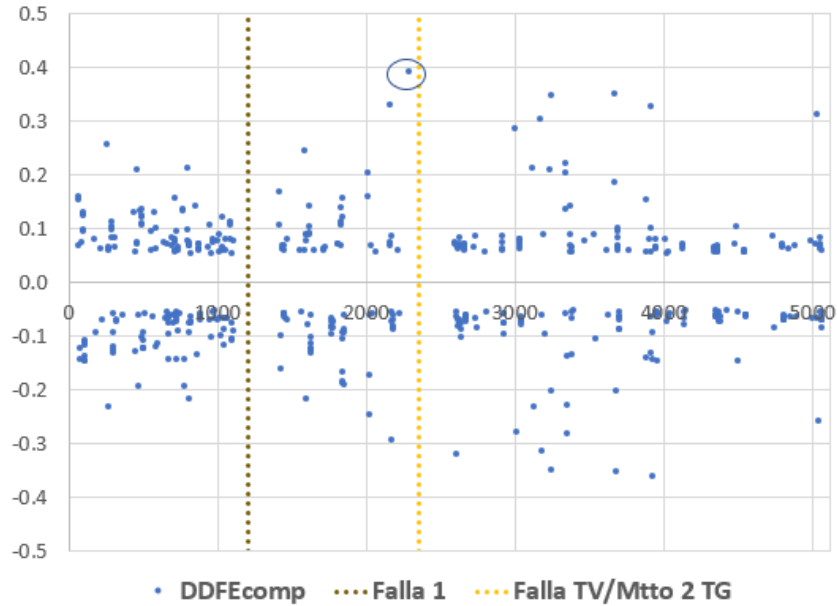
*Análisis e interpretación del período de mantenimiento 2:*

No fue posible detectar un patrón evidente en la Figura 4-19, ya que el valor máximo de los datos fuera del límite de control 0.368, ocurre el 7 de agosto del 2017, 19 días después de realizado el lavado fuera de línea, analizando la hoja de cálculo se encontraron los valores mínimos -0.367 y -0.348 ubicados de forma próxima entre ellos como el criterio que indica la necesidad del mantenimiento 2, los cuales se muestran en la Figura mediante un círculo. Como se puede observar el valor máximo 0.368 está ubicado después de la realización del mantenimiento por lo que al no tener relación con el criterio no se identifica como parte del patrón.



**Figura 4-19 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 2do periodo**

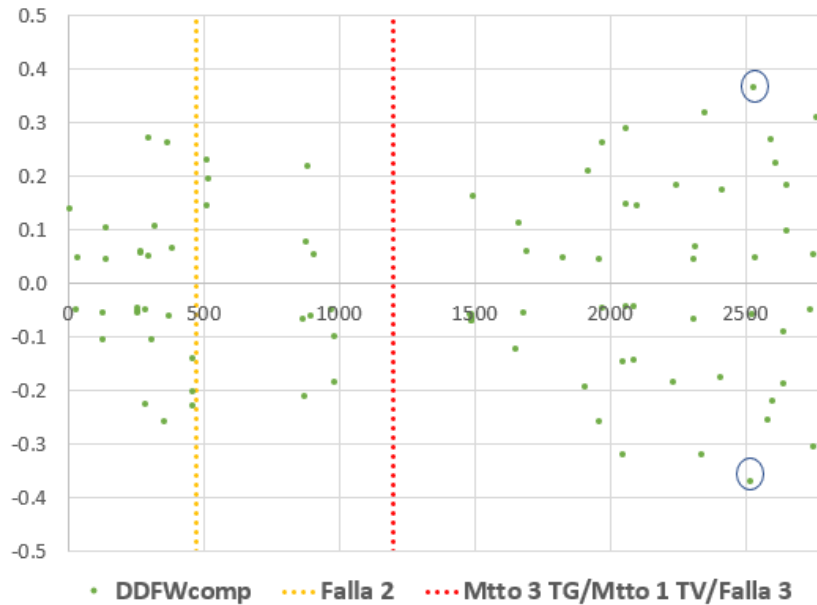
En la Figura 4-20 se observa que  $FE_{comp}$  se comporta de manera inversa al  $FW_{comp}$  correspondiente a este lavado fuera de línea, por lo que el patrón que nos indica la realización el mantenimiento 2 es el valor máximo, para este caso 0.391. Como se puede observar el valor mínimo -0.362 está ubicado después de la realización del mantenimiento por lo que al no estar relacionado con el criterio no se considera como parte del patrón.



**Figura 4-20 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 2do periodo**

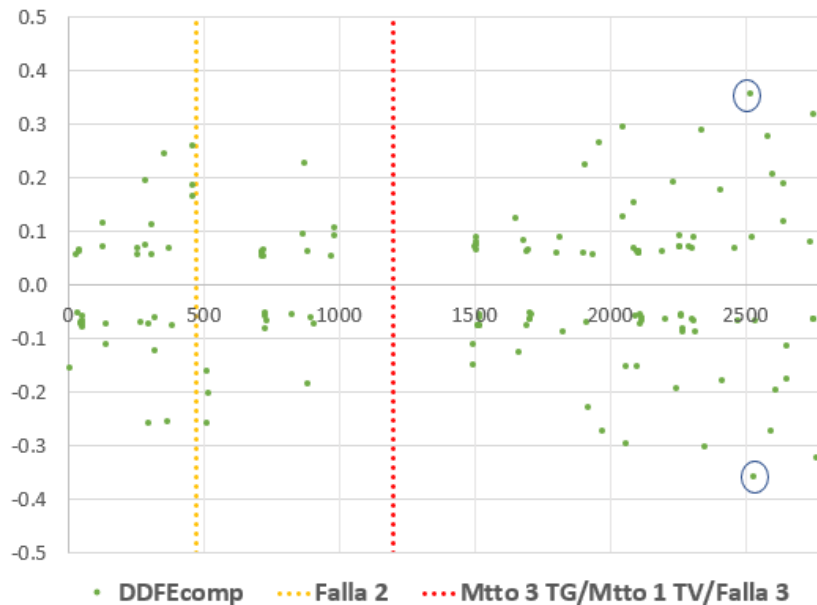
*Análisis e interpretación del período de mantenimiento 3:*

Los datos  $FW_{comp}$  fuera del límite de control del mantenimiento 3 se muestran en la Figura 4-21. De cuyo análisis se advierte que los valores extremos de estos puntos se ubican después de que se realizó el mantenimiento, circulado con color azul en la Figura, concluyéndose que el  $FW_{comp}$  no muestra algún patrón identificable como criterio de un lavado fuera de línea en el compresor.



**Figura 4-21 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 3er periodo**

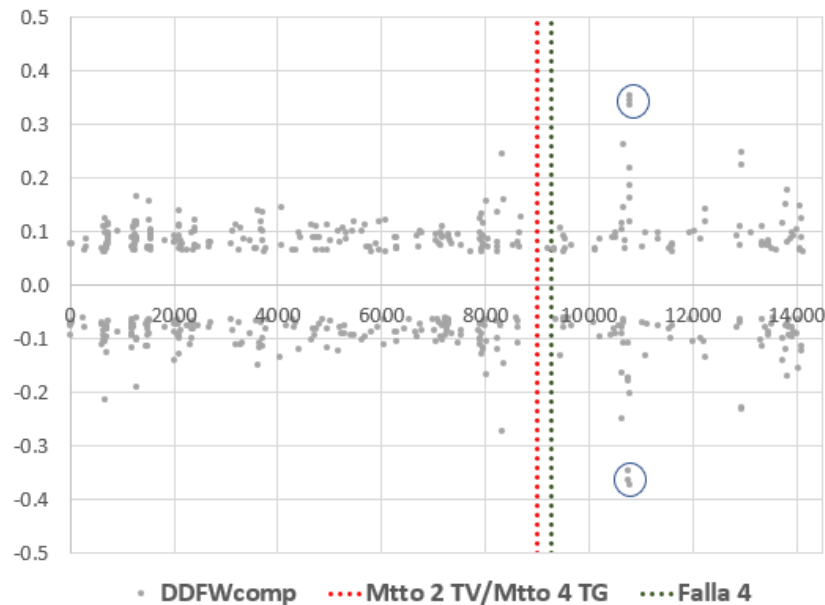
No fue posible identificar un patrón que indique la necesidad de realizar el mantenimiento 2 en  $FE_{comp}$ , ya que los valores mínimos y máximos circutados como se ilustra en la Figura 4-22 no están asociados con la realización del mantenimiento.



**Figura 4-22 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 3er periodo**

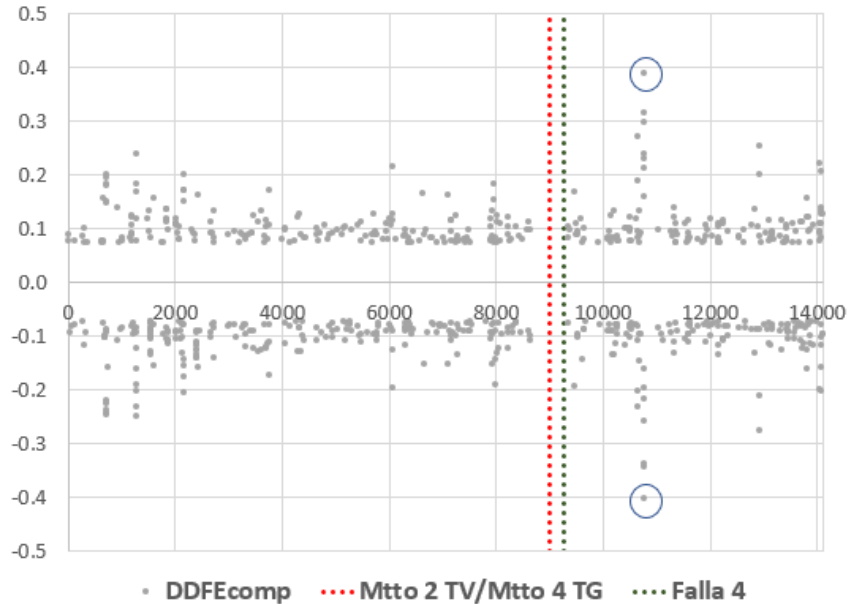
#### Análisis e interpretación del período de mantenimiento 4:

En la figura 4-23 se presentan los datos  $FW_{comp}$  correspondientes al mantenimiento 4, al analizarlos no se advierte algún patrón identificable ya que los valores extremos indicados dentro de los círculos se ubican posteriormente del mantenimiento.



**Figura 4-23 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de flujo del compresor del 4to periodo**

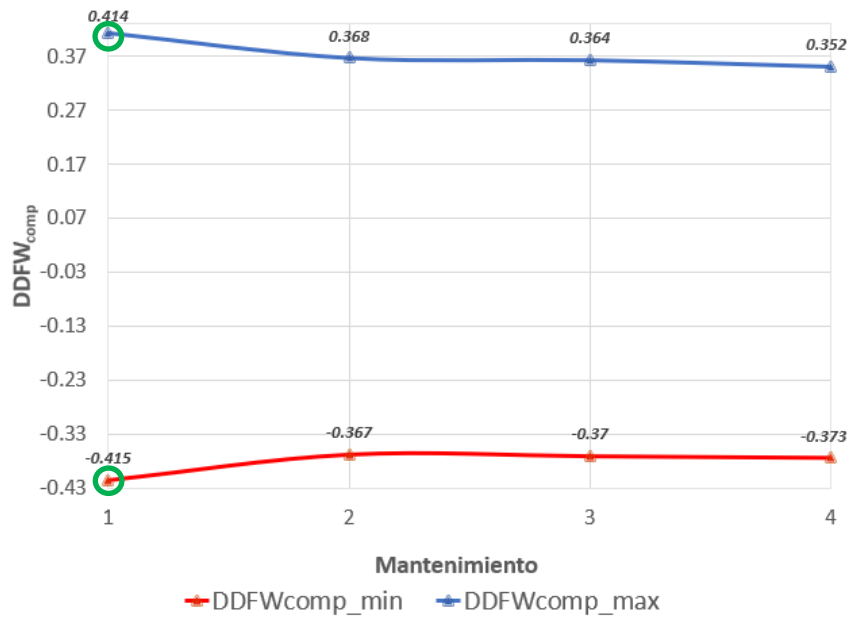
La Figura 4-24 muestra el comportamiento de los puntos fuera del límite del  $FE_{comp}$  en el mantenimiento 4, no siendo posible identificar un patrón que indique la realización del mantenimiento ya que los valores extremos de esta gráfica se ubican después del mantenimiento 2 de la TV, mantenimiento 4 y la falla 4.



**Figura 4-24 Resultado de la diferencia de desviaciones del Factor de eficiencia del compresor del 4to periodo**

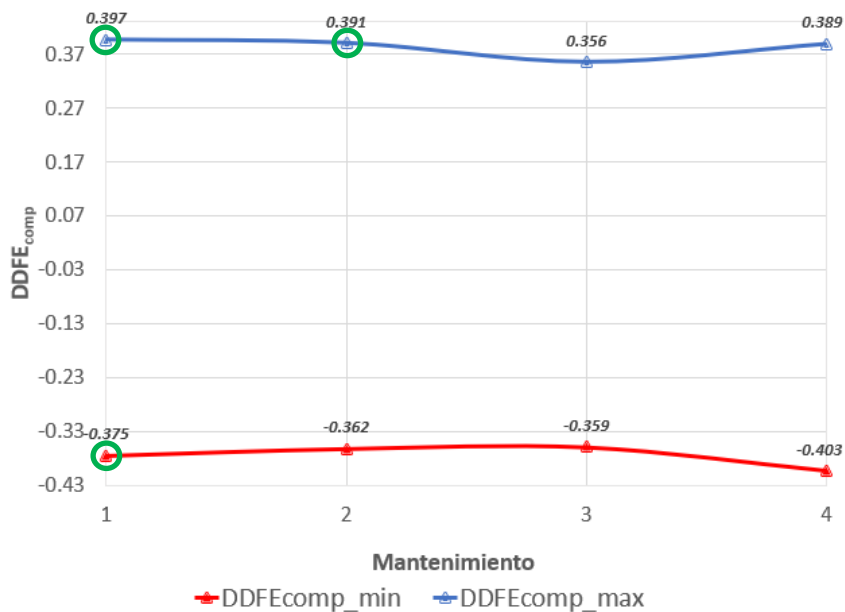
Se generaron las Figuras 4-25 y 4-26 para definir el comportamiento de los valores de los PS válidos al relacionar los valores extremos obtenidos en los períodos de mantenimiento.

Referente a la figura 4-25 ,al comparar los valores mínimos para  $DDFW_{comp}$  se observa que los mantenimientos 2, 3 y 4 no lograron detectar la necesidad de un lavado fuera de línea contraponiéndose con la interpretación relacionada al segundo período de mantenimiento mostrada en la Figura 4-19, en dónde en apariencia los valores mínimos -0.367 y -0.348 eran parte de un patrón de criterio, sin embargo, al ser estos valores inferiores que los valores mínimos del mantenimiento 3 y 4 también se descartan como patrones, por lo tanto, -0.415 es el único valor mínimo de este PS que indica la necesidad del mantenimiento. Al contrastar los valores máximos de  $DDFW_{comp}$ , y debido a la consistencia en el comportamiento entre ellos, se confirman las interpretaciones establecidas en las Figuras 4-17, 4-19, 4-21 y 4-23.



**Figura 4-25 Valores extremos de la DDFW<sub>comp</sub> de los 4 mantenimientos**

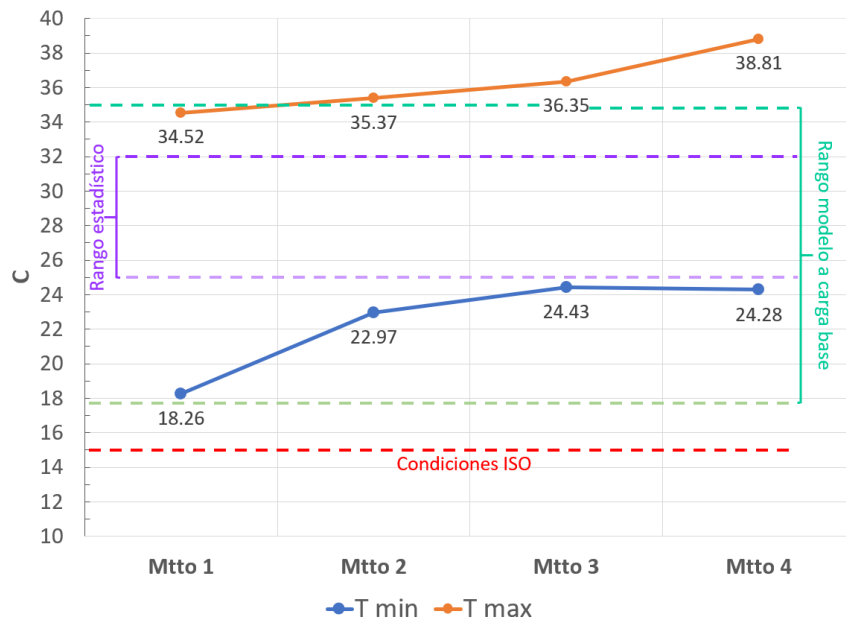
En la Figura 4-26 se muestran los valores extremos de DDFE<sub>comp</sub> obtenidos en los 4 períodos de mantenimiento, al comparar la serie de valores mínimos, así también la serie de valores máximos, debido a la consistencia en el comportamiento entre ellos, se confirman las interpretaciones establecidas en las Figuras 4-18, 4-20, 4-22 y 4-24.



**Figura 4-26 Valores extremos de la DDFE<sub>comp</sub> de los 4 mantenimientos**

Debido a la inconsistencia detectada en la Figura 4-15, se vio la necesidad de realizar un análisis sobre las temperaturas de ambiente ( $T_{amb}$ ), para establecer las posibles causas en las variaciones de los resultados entre los diferentes mantenimientos, debido al impacto de la temperatura sobre la eficiencia de una TG de una CCC.

El fenómeno presentado podría deberse a la dispersión entre en las  $T_{amb}$  registradas durante los períodos de los mantenimientos analizados y la temperatura de referencia ISO, incluyéndose en este análisis las  $T_{amb}$  registradas en el período del modelo de referencia y las temperaturas máximas y mínimas promedio de la zona (Weather-Spark, n.d.) durante los meses donde se efectuaron los mantenimientos, como parte del análisis conjunto mostrado en la Figura 4-27.



**Figura 4-27 Análisis de las temperaturas de ambiente de los 4 mantenimientos**

Se aprecia que las temperaturas máximas durante los 4 mantenimientos están muy por encima del promedio estadístico máximo, teniendo una tendencia a alza, siendo un factor negativo.



En cuanto a las temperaturas mínimas durante los 4 mantenimientos, tienen un valor inferior al promedio estadístico menor, lo cual en principio es favorable para el modelo, pero se observa una tendencia al alza, llegando a niveles muy cercanos al promedio mínimo, lo cual haría suponer que eventualmente podría llegar a estar por encima del promedio mínimo, dejando de ser un factor favorable.

De lo expuesto en los 2 párrafos anteriores, se infiere que las condiciones climáticas han mostrado un comportamiento ascendente de forma pronunciada en los últimos años, en los meses de junio a agosto correspondientes al período de análisis del mantenimiento.

Notablemente el factor con mayor diferencia es el relacionado a la temperatura a condiciones ISO, el cual es solamente representativo con el promedio mínimo de temperatura para el mes de enero y cercano al mismo promedio para los meses febrero y diciembre (Weather-Spark, n.d.), por lo que en base la temperatura media entre la  $T_{amb,max}$  y la  $T_{amb,min}$  hubiera sido 29 C como ideal para el adimensionamiento de las variables.

El rango de temperaturas del modelo a carga base solo es cercano y estable en referencia al primer mantenimiento, ya que posteriormente se comporta con tendencias al alza tanto para los valores mínimos y máximos, los meses abarcados en este período son de marzo a mayo.

Adicionalmente al estudio de temperaturas, se realizó una revisión en la bitácora sobre los mantenimientos muestreados para establecer si los eventos de lavados fuera de línea correspondían puntualmente a mantenimientos necesarios y en base a ello ampliar el criterio sobre el comportamiento del GPA, encontrándose los siguientes hallazgos:

- El mantenimiento 1 se clasificó como un lavado de necesidad, siendo la causa de que la TG tuviera que parar operaciones.

- El mantenimiento 2 se clasificó como un lavado de oportunidad, al aprovechar el paro de operación de la TG debido una falla en la TV de alta presión.
- El mantenimiento 3 se clasificó como un lavado de oportunidad derivado a la limpieza del condensador que se realizó en la TV.
- El mantenimiento 4 se clasificó como un lavado de oportunidad al aprovechar los arreglos que se realizaron en la TV.

De lo anterior se establece que el modelo pudo identificar un patrón de falla para  $FW_{comp}$  y  $FE_{comp}$  solo para el caso en el que el lavado fuera de línea correspondía a un mantenimiento por necesidad, mientras que para los lavados de oportunidad no era factible encontrar patrones de falla, por lo que el modelo se comportó adecuadamente al no identificar patrones falsos positivos.

Se determina la necesidad de que previamente al acondicionamiento de datos deben filtrarse los registros de lavados fuera de línea por conveniencia, para establecer la magnitud de las desviaciones de los PS que indique la necesidad de un mantenimiento, debido a que esta información debe tratarse de forma diferenciada en la adquisición de datos.

# Capítulo 5 CONCLUSIONES

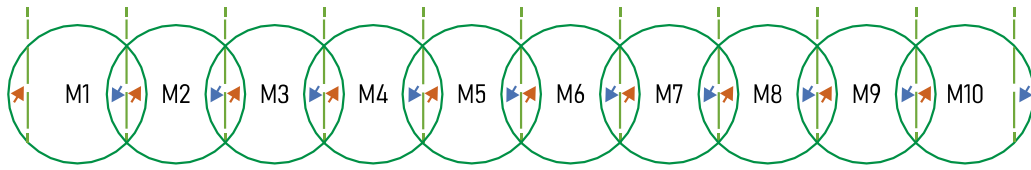
---

El modelo matemático lineal seleccionado para la TG supone un  $R^2$  arriba de 80 para los 4 PS y un índice GPA=0.9989, esperándose una predicción precisa que pueda responder adecuadamente a los incidentes que se presenten en la TG4. Basados en la clasificación de los mantenimientos fuera de línea muestreados, se logró establecer el patrón de falla en el 1er. mantenimiento, el cuál fue de necesidad por lo que se observa la efectividad del modelo.

Conforme a la clasificación para los mantenimientos restantes (2do., 3ro. y 4to.) al ser de oportunidad no se pudieron ubicar ningún patrón, más sin embargo para los mantenimientos 2do. y 3ro. se observó la efectividad del modelo sobre la adimensionalización y en base al estudio de  $T_{amb}$  se estableció la sensibilidad del modelo a rangos amplios de  $T_{amb}$ , por lo que en el 4to mantenimiento no se logró que el modelo fuera efectivo en la adimensionalización.

Para lograr una reducción más significativa en el rango de  $T_{amb}$  a emplear en el modelo, sin perder la representatividad y evitando un sesgo en las  $T_{amb}$  presentadas durante el año, se recomienda para la adopción del AGPA que junto a las mejoras a profundidad se realice un modelo matemático basado en actualizaciones de los datos promedios obtenidos de las  $T_{amb}$  registradas por los sensores de la TG desde la última mejora a profundidad realizada en lugar de las condiciones ISO, teniendo así ajustes periódicos debido al calentamiento global.

Adicionalmente debido a la sensibilidad del modelo a las variaciones en la  $T_{amb}$ , se recomienda un esquema multi-modelo AGPA generando un modelo por cada rango de 5 C, partiendo desde 0 a 50 C, seleccionando el modelo correspondiente en función de la temperatura actual y su tendencia observada  $\pm 1$  C sobre el límite de cada rango, donde si el comportamiento fuera al alza se toma el modelo de la derecha y si el modelo fuera a la baja se toma el modelo de la izquierda, como se ilustra en la Figura 5-1.



**Figura 5-1 Esquema del multi-modelo AGPA recomendado**

A futuro se puede valorar la opción de emplear Machine Learning para lograr un proceso automatizado que aprenda de los eventos de lavado fuera de línea por necesidad y las variaciones en las condiciones ambientales.

## Referencias

- Blinstrub, J., Li, Y. G., Newby, M., Zhou, Q., Stigant, G., Pilidis, P., & Hönen, H. (2014). Application of gas path analysis to compressor diagnosis of an industrial gas turbine using field data. *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 3A, 1–12. <https://doi.org/10.1115/GT2014-25330>
- Bose, S. (2007). High Temperature Coatings. Retrieved April 6, 2020, from Butterworth Heinemann website: [https://books.google.com.mx/books?id=StmUkeiL95AC&pg=PA59&lpg=PA59&dq=melting+point+of+Na2SO4-CoSO4&source=bl&ots=ttyZSkkA\\_b&sig=ACfU3U0MVMXiBF9i9t-bPhJHqd461fhmrg&hl=en&sa=X&ved=2ahUKEwia4YeJlc7oAhVJX60KHaa3CjsQ6AEwDnoECAwQKQ#v=onepage&q=melting point of](https://books.google.com.mx/books?id=StmUkeiL95AC&pg=PA59&lpg=PA59&dq=melting+point+of+Na2SO4-CoSO4&source=bl&ots=ttyZSkkA_b&sig=ACfU3U0MVMXiBF9i9t-bPhJHqd461fhmrg&hl=en&sa=X&ved=2ahUKEwia4YeJlc7oAhVJX60KHaa3CjsQ6AEwDnoECAwQKQ#v=onepage&q=melting point of)
- Boyce, M. P. (2012). An Overview of Gas Turbines Gas Turbine Cycle in the Combined Cycle or Cogeneration Mode. In *Gas Turbine Engineering Handbook*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-383842-1.00001-9>
- Breeze, P. (2016). *Gas-Turbine Power Generation*. Retrieved from <https://books.google.com.mx/books?id=pUzXCQAAQBAJ&pg=PA40&lpg=PA40&dq=convergent+duct+that+will+convert+static+pressure+into+dynamic+pressure,+increasing+the+velocity+of+the+hot+gases+before+delivering+them+into+the+turbine+section&source=bl&ots=RmORjNI85>
- Çengel, Y. A., & Boles, M. A. (2014). Termodinámica. In *Mc Graw Hill*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Chen, M., Quan Hu, L., & Tang, H. (2015). An Approach for Optimal Measurements Selection on Gas Turbine Engine Fault Diagnosis. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 137(7), 1–9. <https://doi.org/10.1115/1.4029171>
- Cohen, P. R., Carlson, A., Ballesteros, L., & St.Amant, R. (1993). Automating Path Analysis for Building Causal Models from Data. *Machine Learning Proceedings 1993*, 57–64. <https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-307-3.50014-9>

- Diakunchak, I. S. (1992). Performance deterioration in industrial gas turbines. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 114(2), 161–168. <https://doi.org/10.1115/1.2906565>
- Eliaz, N., Shemesh, G., & Latanision, R. M. (2002). Hot corrosion in gas turbine components. *Engineering Failure Analysis*, 9(1), 31–43. <https://doi.org/10.1115/1.3446441>
- Escher, P. C. (1995). *Pythia: An object-orientated gas path analysis computer program for general applications* (p. 229). p. 229. Retrieved from <http://dspace.lib.cranfield.ac.uk/handle/1826/3457>
- Fentaye, A. D., Gilani, S. I. U. H., & Baheta, A. T. (2016). Gas turbine gas path diagnostics: A review. *MATEC Web of Conferences*, 74. <https://doi.org/10.1051/matecconf/20167400005>
- Garrido, S. G., Fernández Castaño, N., Sánchez, Y., López Serrada, A., Lupión Romero, A., López Rojo, P. J., ... Martín, D. ( ). Especial Turbinas de Gas. *Energiza.Org*, 50. Retrieved from <http://www.energiza.org/anteriores/energizaseptiembre2011.pdf>
- Gracia, L. M. (2012). Qué es PI System – Un poco de Java y +. Retrieved March 9, 2020, from <https://unpocodejava.com/2012/06/26/que-es-pi-system-2/>
- Hernandez, H. (2016). Tipos de fallas de mantenimiento. Retrieved April 10, 2020, from Prezi website: <https://prezi.com/-t1jdfnxd6c9/tipos-de-fallas-de-mantenimiento/>
- Hurtado Cruz, E. R. (2016). *El método de mínimos cuadrados*.
- Iberdrola. (n.d.). Nuestra historia. Retrieved May 20, 2020, from <https://www.iberdrola.com/conocenos/energetica-del-futuro/nuestra-historia>
- Iberdrola México. (2020). Iberdrola Generación México. Retrieved April 19, 2020, from <https://www.iberdrolageneracionmexico.com/>
- ITESM. (2009). *Métodos Iterativos para Resolver Sistemas Lineales*. Monterrey.

- Jasmani, M. S., Li, Y. G., & Ariffin, Z. (2010). Measurement selections for multi-component gas path diagnostics using analytical approach and measurement subset concept. *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 3(November 2011), 569–579. <https://doi.org/10.1115/GT2010-22402>
- Jaw, L. C., & Lee, Y. J. (2014). Engine diagnostics in the eyes of machine learning. *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 6(June 2014). <https://doi.org/10.1115/GT2014-27088>
- Krampf, F. M. (1992). A practical guide for gas turbine performance field and test data analysis. *ASME 1992 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition, GT 1992*, 3. <https://doi.org/10.1115/92-GT-427>
- Kurz, R., & Brun, K. (2007). Gas turbine tutorial—Maintenance and operating practices effects on degradation and life. *Proceedings of 36th Turbomachinery Symposium*, 173–185. Retrieved from <http://turbolab.tamu.edu/proc/turboproc/T36/ch18-kurz.pdf>
- Lejarza, J., & Lejarza, I. (n.d.). *Regresión*.
- Li, Y. G. (2010). Gas Turbine Performance and Health Status Estimation Using Adaptive Gas Path Analysis. *Power*, 132(April), 1–9. <https://doi.org/10.1115/1.3159378>
- Li, Y. G. (2014). *Training future engineers on gas turbine gas path diagnostics using Pythia*. 1–10.
- Li, Y. G., Pilidis, P., & Newby, M. A. (2006). An adaptation approach for gas turbine design-point performance simulation. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 128(4), 789–795. <https://doi.org/10.1115/1.2136369>
- Li, Y. G., & Singh, R. (2005). An advanced gas turbine gas path diagnostic system - Pythia. *VII International Symposium on Air Breathing Engines, Munich, Germany*, (ISABE-2005-1284), 1–13.
- Liu, Z., & Karimi, I. A. (2020). Gas turbine performance prediction via machine learning. *Energy*, 192, 10. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116627>

- Mathioudakis, K., Kamboukos, P., & Stamatis, A. (2004). Gas turbine component fault detection from a limited number of measurements. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 218(8), 609–618. <https://doi.org/10.1243/0957650042584302>
- Meher-Homji, C. B. (1995). Blading vibration and failures in gas turbines part C: Detection and troubleshooting. *ASME*, 8.
- Meher-Homji, C. B., Chaker, M. A., & Motiwala, H. M. (2001). Gas turbine performance deterioration. *Proceedings Of The 30th Turbomachinery Symposium*, 139–176. <https://doi.org/10.1533/9781845693404.1.241>
- Meher-Homji, C. B., & Gabriles, G. (1998). Gas turbine blade failures-Causes, avoidance, and troubleshooting. *Proceedings of the 27th Turbomachinery Symposium*, 27015, 129–180. <https://doi.org/10.31399/asm.fach.power.c9001412>
- Menhenhall, W., Beaver, R., & Beaver, B. (2006). Introducción a la probabilidad y estadística. In *Cengage Learning*. <https://doi.org/10.1177/1533210110392951>
- Milton, M. (n.d.). *Mínimos Cuadrados-Modelos de regresión Lineal y Cuadrática*.
- Minitab. (2017). *Regresión múltiple*. Retrieved from [https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/Asistente\\_Regresión\\_múltiple.pdf](https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/Asistente_Regresión_múltiple.pdf)
- Mohammadi, E., & Montazeri-Gh, M. (2015). A fuzzy-based gas turbine fault detection and identification system for full and part-load performance deterioration. *Aerospace Science and Technology*, 46, 82–93. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2015.07.002>
- Ogaji, S. O. T., Marinai, L., Sampath, S., Singh, R., & Prober, S. D. (2005). Gas-turbine fault diagnostics: A fuzzy-logic approach. *Applied Energy*, 82(1), 81–89. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2004.07.004>
- Ogaji, S. O. T., Sampath, S., Singh, R., & Probert, S. D. (2002). Parameter selection for diagnosing a gas-turbine's performance-deterioration. *Applied Energy*, 73(1), 25–46. [https://doi.org/10.1016/S0306-2619\(02\)00042-9](https://doi.org/10.1016/S0306-2619(02)00042-9)



- OSIsoft PI. (2009). A comprehensive system of power management built on a solid foundation: OSIsoft PI. Retrieved May 15, 2020, from <https://www.osisoft.cn/presentations/a-comprehensive-system-of-power-management-built-on-a-solid-foundation--osisoft-pi/>
- Overton, T. W. (2016). A Primer on Gas Turbine Failure Modes. *Power*. Retrieved from <https://www.powermag.com/primer-gas-turbine-failure-modes/>
- Renovetec. (2010). RENOVETEC, Plantas de Cogeneración. Retrieved November 22, 2019, from <http://www.plantasdecogeneracion.com/principaleselementosturbinasgas.html>
- Rodríguez Franco, J., Toledano y Castillo, M. A., Rodríguez Jiménez, J. C., Aguayo Flores, M. del P., & Pierdant Rodríguez, A. I. (2005). Álgebra. In *Fundamentos de Matemáticas* (p. 90). Retrieved from <http://publishing.fca.unam.mx>
- Sadough Vanini, Z. N., Khorasani, K., & Meskin, N. (2014). Fault detection and isolation of a dual spool gas turbine engine using dynamic neural networks and multiple model approach. *Information Sciences*, 259, 234–251. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.05.032>
- Urban, L. A. (1973). *United States Patent ( 19 )*.
- Urban, L. A., & Volponi, A. J. (1992). Mathematical methods of relative engine performance diagnostics. *SAE Technical Papers*. <https://doi.org/10.4271/922048>
- Uresti Charre, E. (2009). *Inversas Generalizadas*.
- Vega Galaz, J. R. (2013). *Cogeneración y fuentes alternativas de energía* (Vol. 2013).
- Vélez-Pareja, I. (2003). Análisis de sensibilidad. In *Decisiones empresariales bajo riesgo e incertidumbre* (p. 20). Retrieved from <http://ssrn.com/abstract=986887>
- Volponi, A. J. (1998). *Gas turbine parameter corrections*.

Weather-Spark. (n.d.). Clima promedio en Altamira. Retrieved April 14, 2020, from <https://es.weatherspark.com/y/7906/Clima-promedio-en-Altamira-México-durante-todo-el-año#Sections-Temperature>

Yahya, S. M. (2003). *Turbines, Compressors and Fans* (Second Edi). Tata McGraw Hill.

Zedda, M. (1999). *Gas turbine engine and sensor fault diagnosis*.