



# OPTIMIZACIÓN DE LA EFICIENCIA EN PLANTAS DE GENERACIÓN TÉRMICA: IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO A PARTIR DE DATOS SCADA

**David O. Niño (Proactive & Innovative Services SAS).**

**Juan A. Reverend (Revesolar)**





XXVI CONGRESO INTERNACIONAL DE  
MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

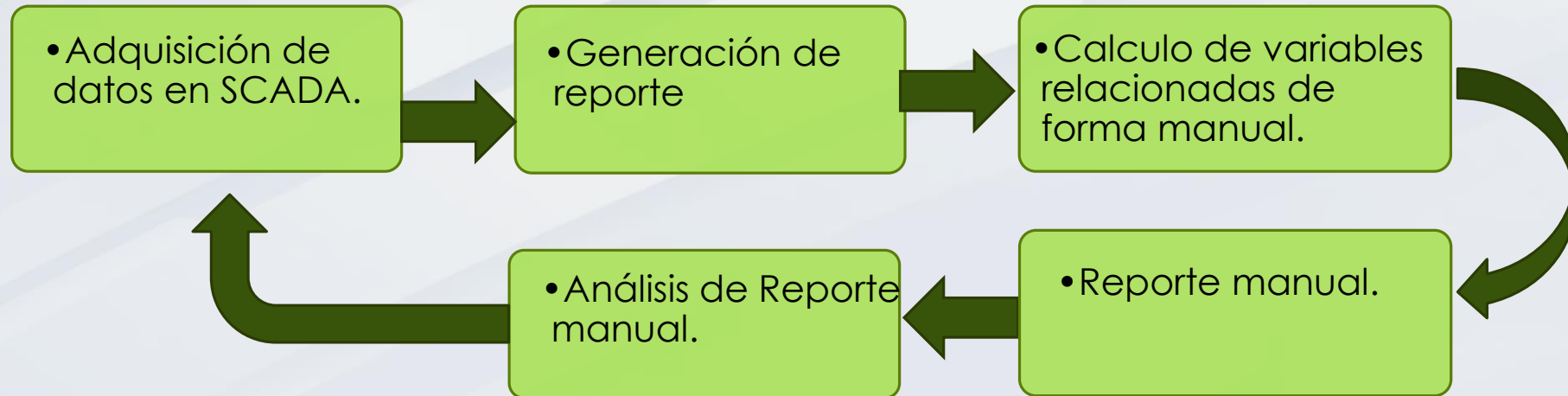
24 AL 26 DE ABRIL DE 2024. Bogotá - Colombia



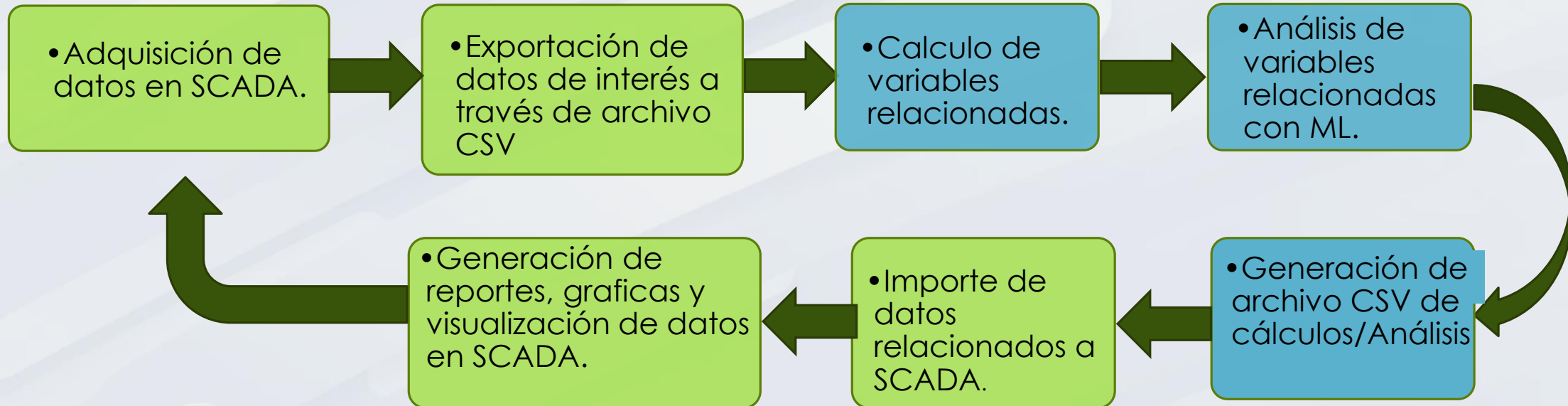
Asociación  
Colombiana  
de Ingenieros

## PARTE I: REVISIÓN CONCEPTUAL DE LA IMPLEMENTACIÓN REALIZADA





## DIAGRAMA DE FLUJO PROCESAMIENTO DE DATOS CONVENCIONAL.



**DIAGRAMA DE FLUJO PROCESAMIENTO DE DATOS CON ML.**



XXVI CONGRESO INTERNACIONAL DE  
MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

24 AL 26 DE ABRIL DE 2024. Bogotá - Colombia



Asociación  
Colombiana  
de Ingenieros

## PARTE II: DESCRIPCIÓN DE LA IMPLEMENTACIÓN





- ▶ A nivel de las plantas de generación térmica, la optimización de la eficiencia y de la gestión de mantenimiento son fundamentales para garantizar una producción de energía confiable y rentable.
- ▶ Este artículo presenta un caso de implementación exitosa de un modelo de aprendizaje automático (ML) enfocado sobre la base del procesamiento de datos SCADA de una planta de generación térmica con una turbina de vapor de 16.5 MW y un generador de 22 MW.
- ▶ El objetivo de la implementación es permitir la toma de decisiones en tiempo real basada en la identificación de patrones y correlaciones en términos de variables representativas y con sentido físico intuitivo desde el punto de vista de ingeniería.

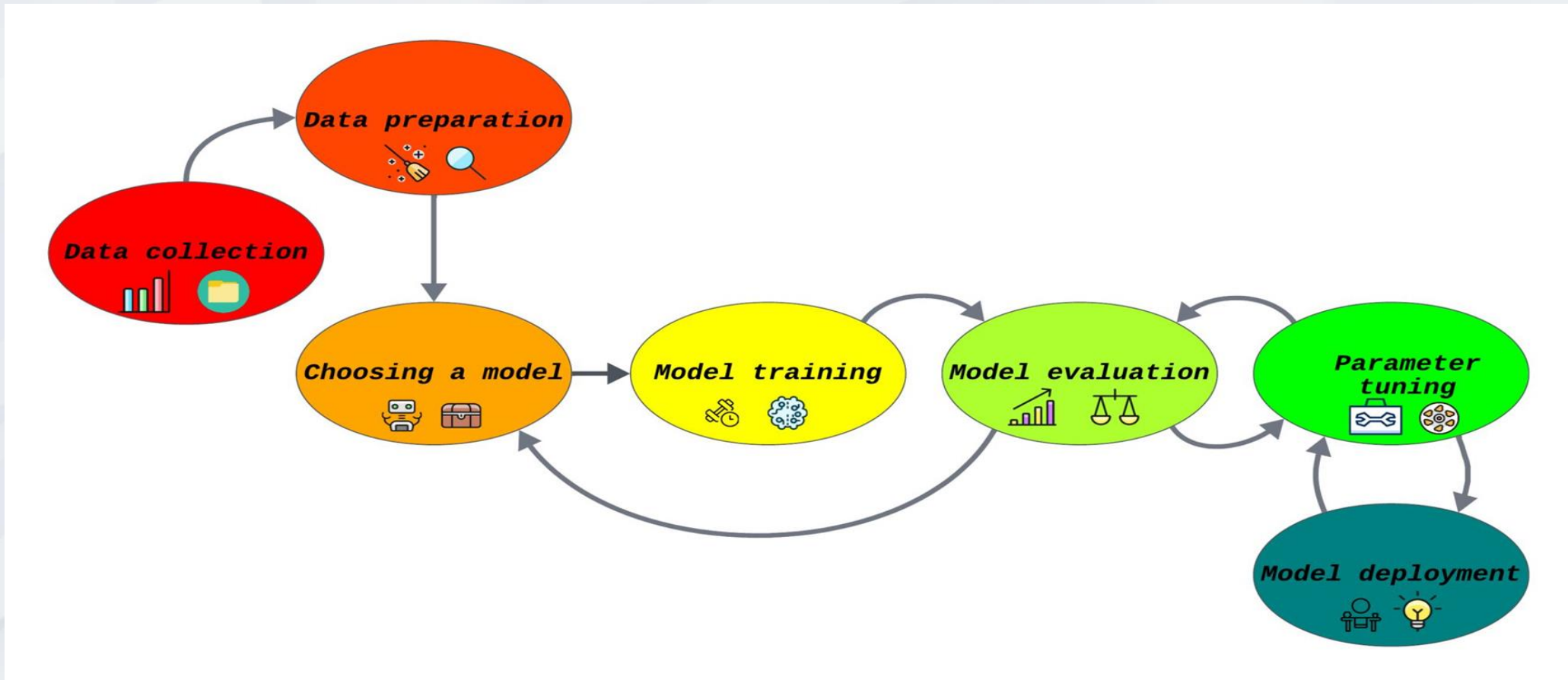


## RESUMEN



- ▶ El proceso de implementación siguió el esquema de siete pasos para el ML, e inicialmente se basó en un conjunto de datos que comprendía aproximadamente 140 variables asociadas a la caldera y al generador, registradas con una cadencia de 1, segundo durante un mes.

## PROCESO

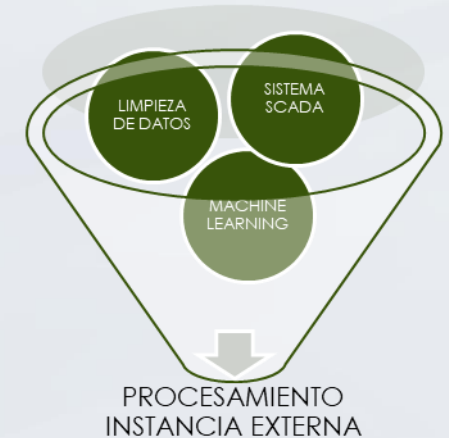


# IMPLEMENTACIÓN MODELO ML EN 7 PASOS





- ▶ Para la implementación del modelo de ML, la recolección y preprocesamiento de datos desempeña un papel crucial en la preparación de los datos para el análisis. Se llevaron a cabo medidas de limpieza, normalización y selección de variables relevantes para garantizar la calidad de los datos de entrada al modelo de ML.
- ▶ Además, se utilizó una herramienta especializada de SCADA que permitía operar de manera concurrente con los datos adquiridos generando un conjunto de variables procesadas con significado físico tangible



## RECOLECCION/PROCESAMIENTO DE DATOS



- ▶ El eje principal de este estudio reside en la formulación del modelo de ML con el método más adecuado para el problema físico, sobre variables que representan el estado del sistema. Lo que distingue al enfoque asumido es la capacidad bastante particular de poder ejecutar en línea tanto el cálculo de las variables compuestas, como el algoritmo de ML.
- ▶ La generación de nuevas variables es en si mismo un método de transformación espacial que es una de las técnicas de depuración de datos que facilita la aplicación de técnicas de ML.

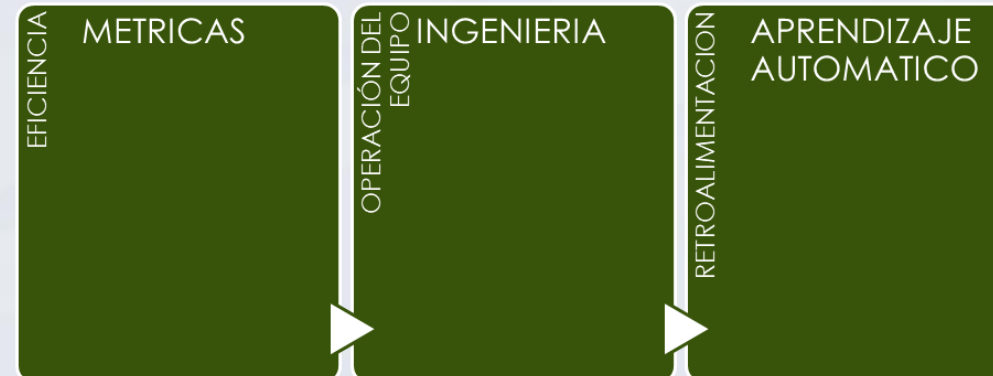
## MODELADO





- ▶ Un aspecto fundamental de la implementación es la posibilidad de establecer métricas directas de rendimiento como herramienta para gestionar la eficiencia operacional y la gestión del mantenimiento del sistema.
- ▶ Este artículo resalta la importancia de combinar el conocimiento técnico de la ingeniería con las capacidades del aprendizaje automático para abordar desafíos en equipos complejos, en lugar de estructurar soluciones de este tipo a partir de correlaciones establecidas a priori.

## VALIDACION

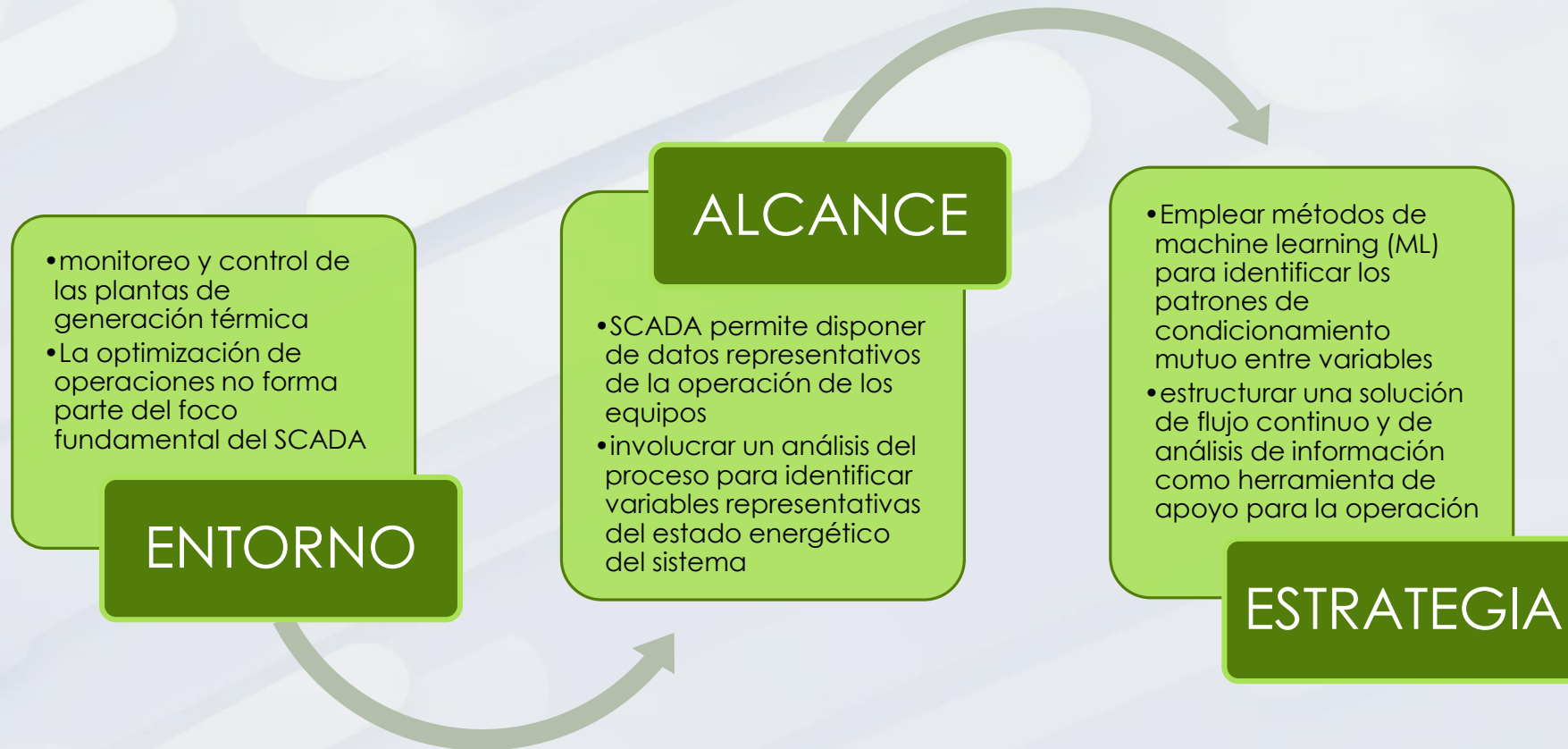




- ▶ La generación térmica es un componente clave en la producción de energía.
- ▶ Dentro de este contexto la automatización y la gestión inteligente de datos son herramientas claves para control y mejora de desempeño.
- ▶ Garantizar el cumplimiento de las premisas de operación definidas para disponer de información útil, gestionado la optimización y analizando objetivamente el origen de las posibles desviaciones.



## CONTEXTO DE LA GENERACION TERMICA



# IMPORTANCIA DE LA MONITORIZACIÓN SCADA



Explorar el uso de  
aprendizaje  
automático (ML)  
con datos SCADA

Análisis de Fallas y  
Diagnóstico  
Predictivo

Optimización del  
Consumo de  
Combustible

Reducción de  
Emisiones  
Contaminantes.

Mejora en la  
Toma de  
Decisiones  
Operativas.

Evaluación de  
Riesgos y  
Seguridad  
Operacional

## OBJETIVOS

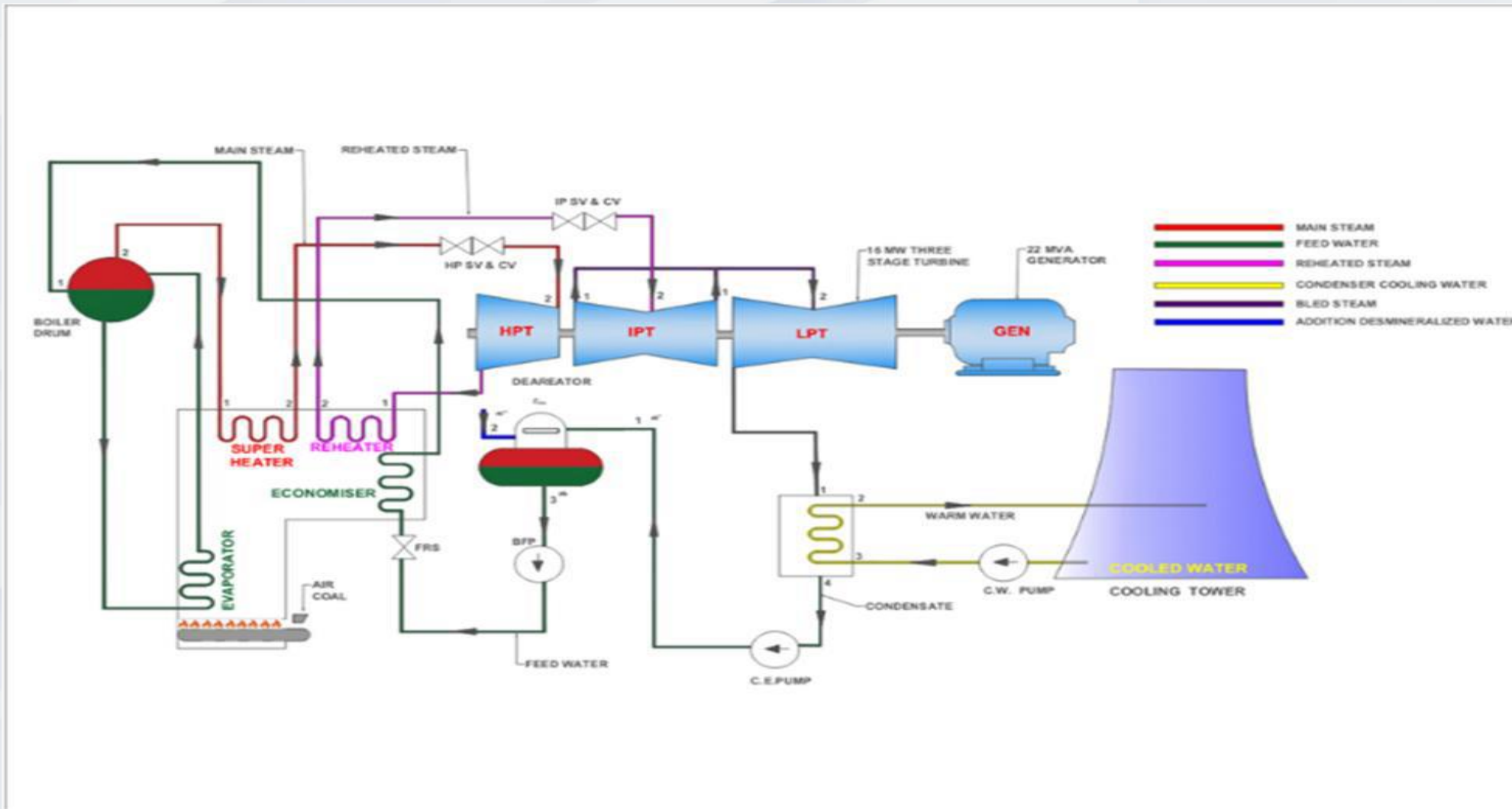


El sistema térmico en el que se desarrolló la implementación está compuesto por una caldera de ciclo simple de 77 Ton/h y un sistema de turbogeneración de 16.5 MW compuesto por una turbina de tres etapas, un desmultiplicador y un generador síncrono de polos salientes.

El sistema térmico está diseñado en un formato de ciclo cerrado, pero en su operación a través del tiempo se ha evidenciado que su comportamiento dista de ser ideal en la medida en que se requiere reponer agua desmineralizada de manera constante para compensar las pérdidas en el circuito. Desventaja en términos de eficiencia e impacto ambiental.

## DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA ANALIZADO

# ESQUEMA DEL SISTEMA ANALIZADO







El sistema analizado enfrenta restricciones operativas críticas originadas por las posibles variaciones en la calidad y disponibilidad del vapor producido por la caldera. La eficiencia en la combustión de carbón se ve afectada por la granulometría del mismo y las limitaciones para una respuesta dinámica rápida. El sistema de combustión presenta limitaciones de fondo para responder a cambios significativos en la demanda de vapor sobrecalentado, impactando en las emisiones y en la eficiencia global del sistema. Este contexto subraya la necesidad de un monitoreo riguroso y una adaptación flexible del sistema de turbina y generador, que deben responder a cambios significativos en la demanda según la operación del proceso de la Planta.

## DINÁMICA DE LA COMBUSTIÓN / GENERACIÓN



- ▶ Las interrelaciones entre los componentes del sistema de turbogeneración y las restricciones impuestas por la combustión y la calidad del vapor involucran desafíos significativos en la gestión del rendimiento y la eficiencia. La capacidad del sistema de 16.5 MW debe evaluarse considerando estas limitaciones, especialmente en términos de manejo del agua, consumo de carbón y niveles de emisiones contaminantes. Es deseable disponer de una estrategia integrada y adaptativa de operaciones para mejorar la eficiencia operativa y minimizar impactos ambientales

## INTERRELACIONES Y DESAFÍOS OPERATIVOS

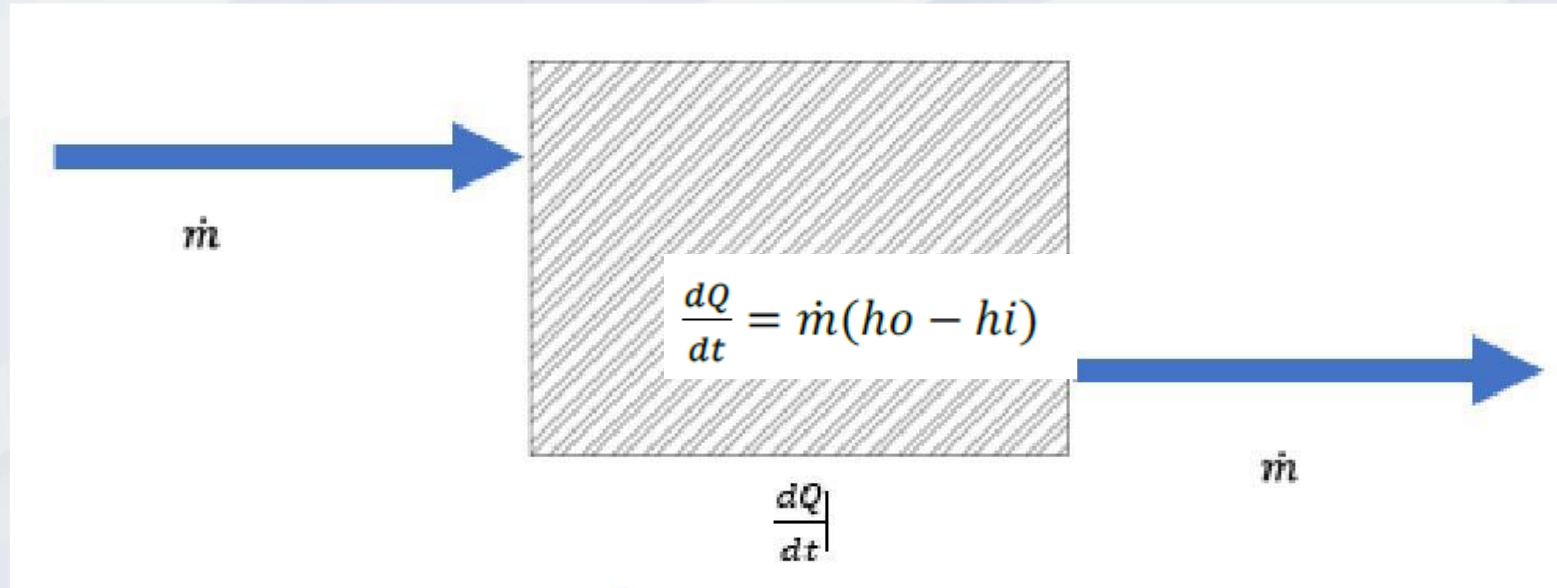


El conjunto de datos analizados recoge 140 variables relacionadas con el rendimiento y la operación de la caldera y el generador y corresponden a grupos de datos con una estampa de tiempo de 1 s para un período de un mes. La información incluye datos eléctricos y mecánicos del generador, el sistema de lubricación, las temperaturas en el sistema turbina-reductor-generador, así como presiones y temperaturas a lo largo de la turbina y sus sellos. También se analiza la vibración en cojinetes de los componentes del conjunto rotante, el flujo másico de carbón, y las condiciones térmicas y de presión en múltiples partes del sistema como el condensador, economizador, desaireador, la caldera, y las unidades de sobrecalentamiento y recalentamiento, además de la unidad de lubricación.

En términos de correlaciones entre datos, las 140 variables representan un total de 9730 combinaciones posibles.

## CARACTERÍSTICAS DE LOS DATOS ANALIZADOS

# PLANTEAMIENTO



Este planteamiento es válido para todos los volúmenes de control involucrados en la caldera.

En el caso de la turbina la derivada en el tiempo se referenciaría a la letra "W" como representación de la potencia mecánica entregada por esta. Para cambios pequeños en la dinámica operativa del equipo, se pueden asumir condiciones cuasi estables.

**Cambio energético en condiciones de estado estable en los diferentes volúmenes de control del sistema térmico.**



### Caldera

$$E_{coal} = E_e + E_b + E_s + E_R + L_B$$

$$n_{boiler} = \frac{E_R + E_b + E_s + E_c}{E_{coal}}$$

### Turbina

$$E_s + E_R = E_T + E_L + E_c + L_T$$

$$n_{turbine} = \frac{E_T + E_L}{E_s + E_R}$$

### Listado de Variables

$\dot{m}_{coal}$  = Masa del carbon alimentada al sistema por unidad de tiempo

$LHV_{coal}$  = Potencial de conversión energética del carbón por kg

$E_{da}$  = Energía perdida a través del desaireador

$E$  = Energía en volumen de control

$h$  = Entalpia

### Subíndices

$d$  = Desaireador

$c$  = Condensador

$e$  = Economizador

$b$  = Caldera (domo + cabezal de ascenso + cabezal de descenso)

$s$  = Sobrecalentador

$r$  = Recalentador

$t$  = Turbina, etapa de alta presión

$L$  = Turbina, etapa de media + baja presión

1,2,3,4 = Indices de entrada/salida de los volúmenes de control.

$\dot{m}$  = masa de agua/vapor de agua.

$\dot{m}''$  = masa de reinyección (agua desmineralizada)

$\dot{m}'$  = masa de vapor saliendo a la caldera.

$mc$  = masa de agua de enfriamiento en el condensador.

# BALANCE DE MASA Y ENERGÍA



### Ecuaciones de Energía

$$E_{coal} = \dot{m}_{coal} LHV_{coal}$$

$$E_e = \dot{m}_c (h_{e3} - h_{e2})$$

$$E_c = \dot{m} (h_{c2} - h_{c1})$$

$$E_b = \dot{m} h_{b2} - \dot{m}' h_{b1}$$

$$E_s = \dot{m}' (h_{s2} - h_{s1})$$

$$E_r = \dot{m}' (h_{r2} - h_{r1})$$

$$E_t = \dot{m}' (h_{t2} - h_{t1})$$

$$E_L = \dot{m}' (h_{L2} - h_{L1})$$

Reposición de flujo de agua desmineralizada

$$\dot{m} - \dot{m}' = \dot{m}''$$

Balance en el desaireador, involucrando la reinyección de agua desmineralizada.

$$\dot{m}' h_{a2} + \dot{m}'' h_{a3} = E_{da} + \dot{m} h_{a3}$$

# ECUACIONES DE ENERGÍA



## Identificación de Patrones y Correlaciones

- ▶ Para identificar las posibles relaciones entre las variables de interés (las recopiladas por Piggyback del SCADA y las calculadas a partir de ellas) se calculó la matriz de correlaciones y se entró a valorar únicamente aquellas que tenían niveles superiores a 0.7 y a la vez podían tener una relación de causalidad razonable. Es importante tener en cuenta que, si un sistema tiene “n” variables, la cantidad de correlaciones posibles es:

$$C = n(n - 1)/2$$

- ▶ Esto implica la necesidad de buscar la manera de simplificar el proceso de identificación de patrones, suprimiendo selectivamente variables que podrían presentar redundancia, ya que, de otro modo, el análisis puede ser complejo y muy desgastante. Sin entrar a asumir una relación a priori entre las variables, se optó por emplear el método de Pearson para calcular la matriz de correlaciones. Los conjuntos de muestras síncronas que contenían valores nulos o inconsistentes fueron eliminados.

# CALCULOS DE CORRELACIONES

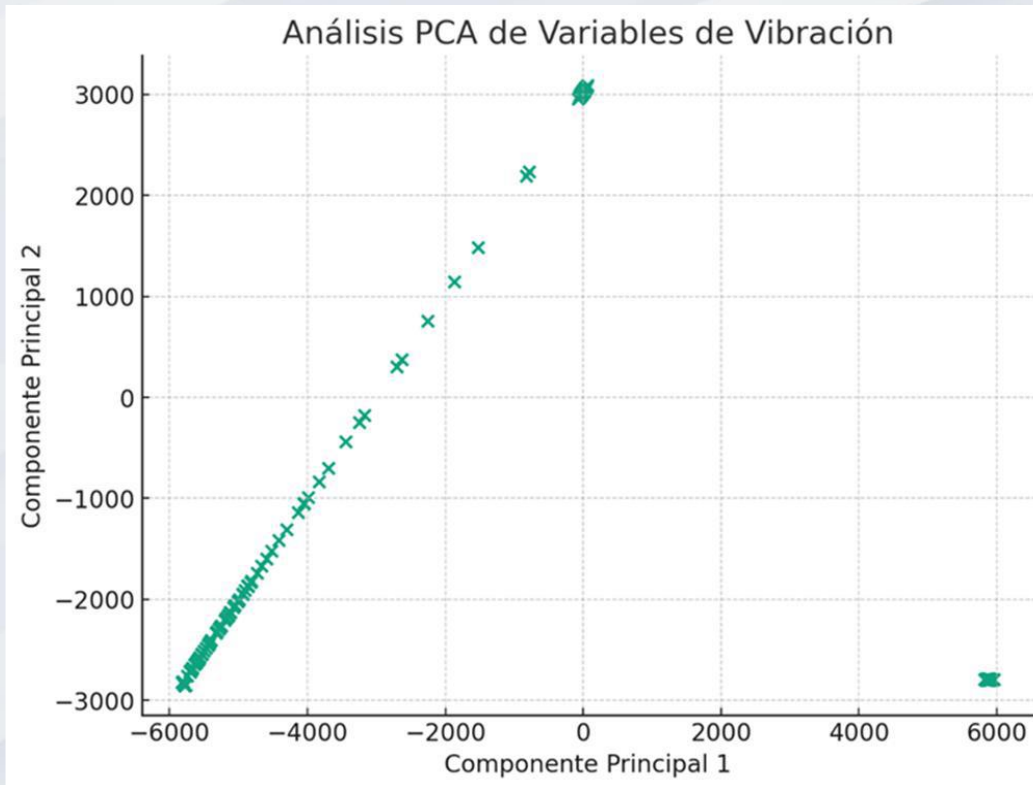


- ▶ Como resultado de esta etapa, se identificaron múltiples correlaciones, aparte de las previstas en la etapa de definición de las variables derivadas, algunas de ellas muy fuertes (del orden de 0.99, incluso) que, en términos prácticos, se podrían clasificar así:
- ▶ **Correlaciones triviales:** Se encontraron casos en los que las variables tenían un altísimo nivel de redundancia por su mera naturaleza y, en esa medida, su coherencia no podía tomarse como indicativo de relaciones relevantes para efectos de análisis. Este fue el caso evidenciado en cuanto a las variables de vibración de la máquina
- ▶ **Correlaciones Significativas:** Estas corresponden a aquellas relaciones donde la interdependencia entre variables refleja un vínculo directo y significativo con el rendimiento del sistema o la eficiencia energética. Por ejemplo, la correlación entre las entalpías y los flujos másicos, que son fundamentales en los balances de energía y masa, muestra una asociación directa con la potencia eléctrica entregada. Estas correlaciones no solo confirmaron las expectativas basadas en la ingeniería de variables sino que también se convirtieron en puntos de referencia para la optimización operativa.

## CORRELACIONES



# CORRELACIÓN NO SIGNIFICATIVA: VIBRACIÓN



La linealidad observada en la gráfica indica que la mayoría de la variabilidad en las mediciones de vibración puede ser representada por las dos componentes principales involucradas y que hay una redundancia significativa en los datos de vibración y/o ciertas medidas de vibración están altamente correlacionadas.

Este tipo de correlaciones se empleó para implementar controles redundantes para identificar problemas en las mediciones e/o inconvenientes en la Instrumentación.

Figura 3. Análisis PCA de datos de variables de vibración.

- ▶ En algunos casos se identificaron altos niveles de correlación que en últimas no podían asociarse de manera razonable con una relación física real. Por ejemplo, al revisar la matriz de correlación se identificó que había un alto nivel de correlación entre el nivel de potencia generada y la temperatura en el cojinete de empuje de la turbina.
- ▶ Esto en principio podría parecer razonable y, de hecho, al implementar un modelo de regresión lineal, el Error Cuadrático Medio (MSE) resulta ser aproximadamente 0.2794 y el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) es de aproximadamente 0.9994, pero, al observar la gráfica (ver Figura 4), se constata que, en realidad, no hay involucrada una correlación asociada a una relación lineal

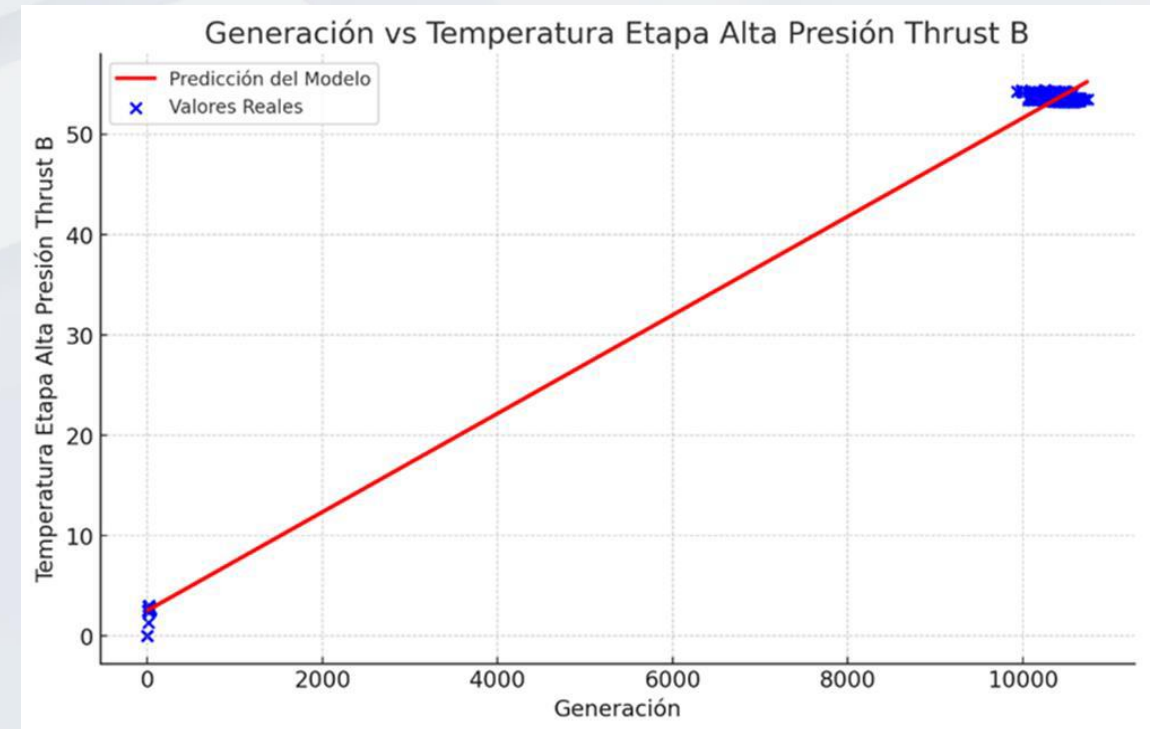
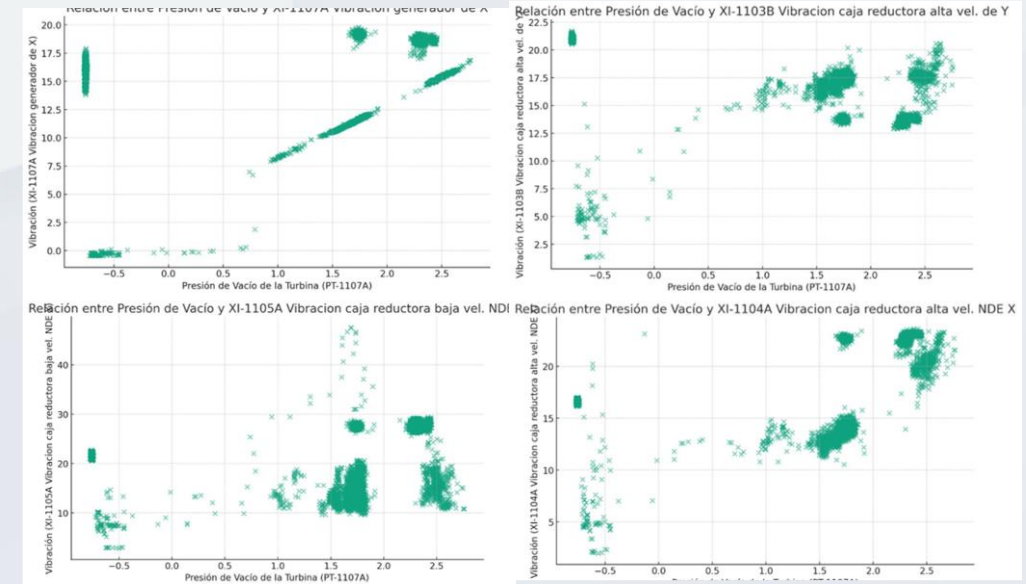


Figura 4. Linealización de la relación entre la potencia generada y la temperatura en el cojinete de empuje

# CORRELACIONES FUERTES, NO SIGNIFICATIVAS

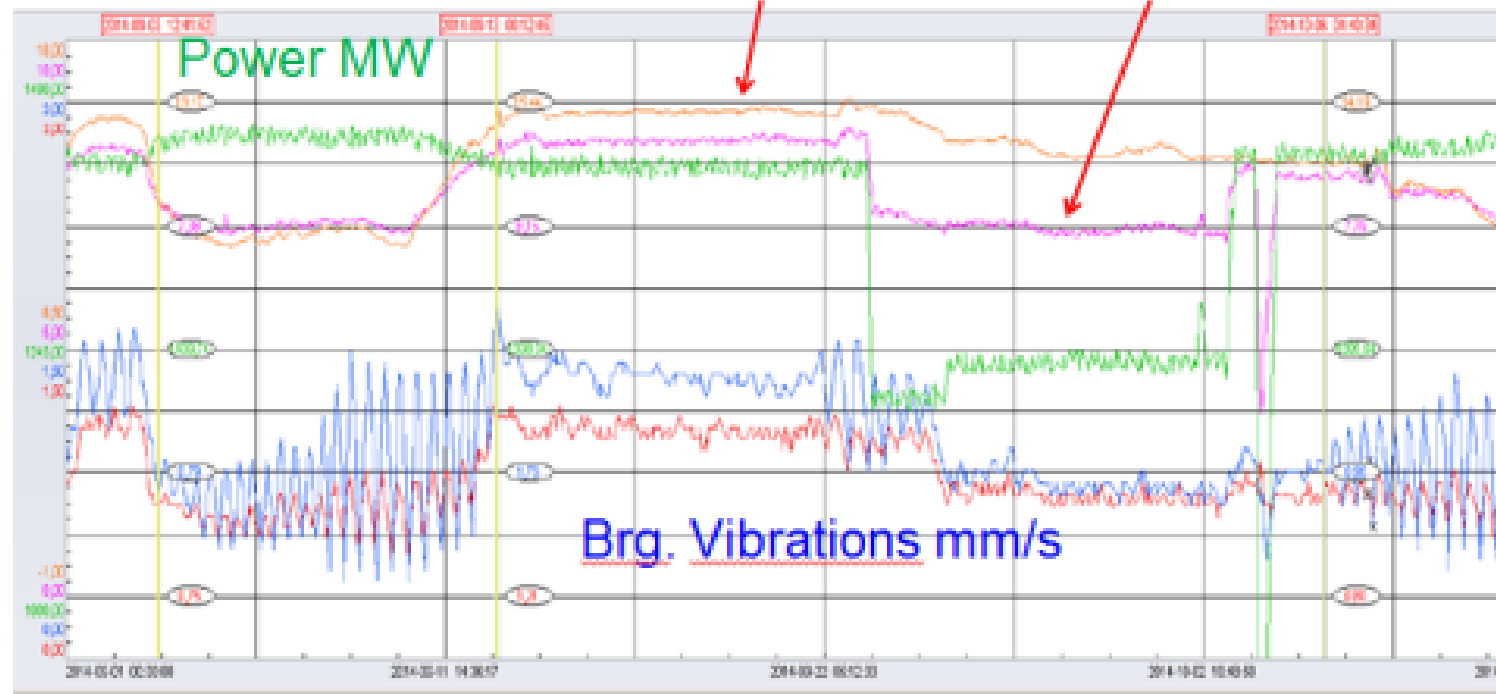
- ▶ El sistema analizado presento una variación significativa de ultra baja frecuencia en la amplitud de vibración medida en sensores de turbina, reductor y generador (el periodo de dicha variación era del orden de 50 minutos). Verificando la matriz de correlación se encontró en todos los casos, los datos de las variables de vibración muestran una correlación muy alta con los de la presión de vacío (ver referencias). Pero modelar esta relación, tomando la presión de vacío como variable independiente, muestra que este comportamiento no corresponde a una relación simple, ello a pesar de que algunas de las gráficas sugerían la posibilidad de una relación lineal (Ver Figura 5).
- ▶ Esto obedece a que la vibración en el conjunto rotante es el resultado de la combinación de la interacción de múltiples factores.



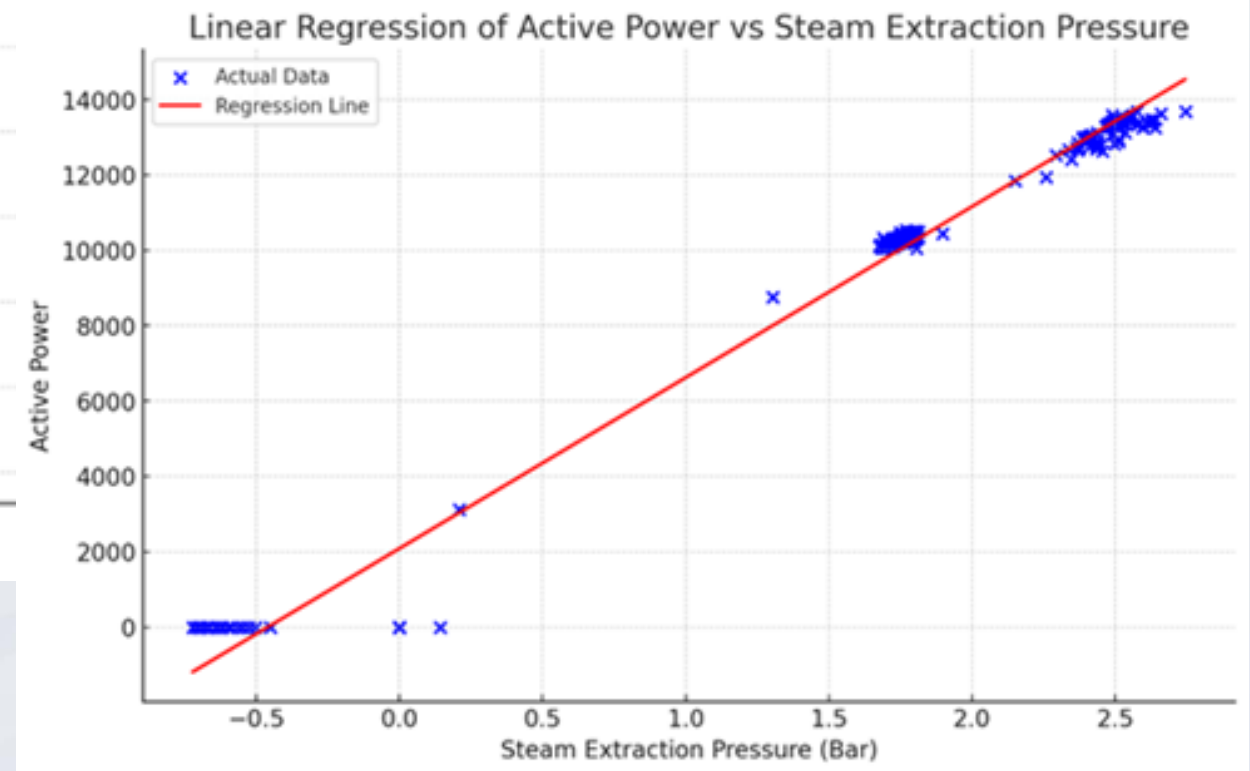
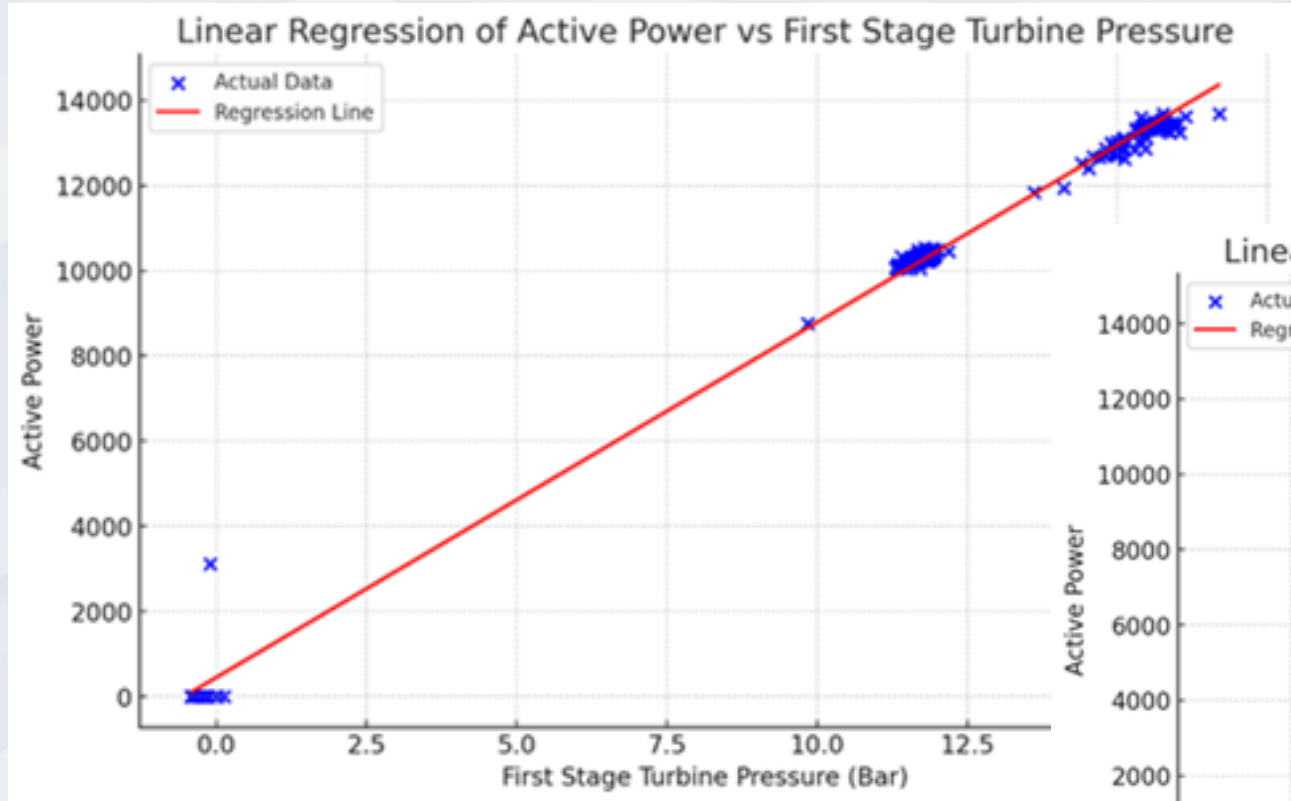
**Figura 5. Comportamiento de la amplitud de vibración en diferentes ubicaciones del turbogenerador en contraste con la presión de vacío de la turbina.**

# CORRELACIONES FUERTES SIGNIFICATIVAS

## Condenser Temperature and Pressure



Ejemplo de vibraciones (mm/s) relacionadas con condiciones anormales en la temperatura y presión del condensador en una máquina de vapor.



**CORRELACIONES FUERTES SIGNIFICATIVAS**



1. **Definición del Problema:** Enfoque en la optimización operativa y mejora de la eficiencia energética.
2. **Recopilación y Cálculo de Datos:** Selección de datos operativos clave como temperatura, presión y flujo. Cálculo de variables derivadas esenciales para análisis subsecuentes: entalpías, balances de masa y energía y eficiencias.
3. **Preparación de Datos:** Eliminación de conjuntos de datos con información nula para asegurar la consistencia y calidad de los datos procesados. Preparación inicial para la ingeniería avanzada de variables.
4. **Análisis Exploratorio de Datos (EDA):** Identificación de patrones, características clave y relaciones ocultas en los datos.
5. **Selección de Modelos de ML:** Elección de modelos de regresión basados en los hallazgos del EDA, adecuados para las necesidades del proyecto.
6. **Entrenamiento de Modelos:** Ajuste de parámetros de los modelos con parte de los datos para optimizar las predicciones.
7. **Evaluación y Ajuste de Modelos:** Pruebas y ajustes finales en los modelos para optimizar su rendimiento y fiabilidad. Preparación para la integración de cálculos complejos como entalpías, balances de masa y energía, y eficiencias en la siguiente fase.

## FORMULACIÓN MODELO ML



- ▶ La solución de gestión de datos empleada es un software comercial con capacidad para operar como un software SCADA convencional y también como una plataforma de integración paralela. El núcleo de la plataforma consta de controladores de protocolo avanzados para una gestión eficaz de datos, un historiadador robusto para almacenamiento y recuperación de datos históricos, y un sistema relacional para la integración de datos SCADA. El tratamiento de los datos se diferencia de enfoques tradicionales al adoptar un modelo orientado a objetos que permite agrupaciones intuitivas en entidades del mundo real. Esto facilita la configuración concurrente y múltiples asociaciones con un objeto principal, asegurando una representación precisa de los sistemas físicos. Además, la plataforma se destaca por sus capacidades de recolección y despliegue de datos en tiempo real e interfaces de usuario configurables. Para la adquisición en línea los datos fueron adquiridos por Piggiback del SCADA existente.

## ETAPA 1. GESTIÓN DE DATOS DE PROCESO



- ▶ La segunda etapa involucró las siguientes actividades:
- ▶ a) Integración de Datos en SCADA: Se importaron los datos disponibles del sistema térmico a la plataforma SCADA para monitoreo y análisis en tiempo real creando las etiquetas correspondientes en la plataforma de gestión de información.
- ▶ b) Automatización del Manejo de Variables: Se crearon rutinas para realizar periódicamente los cálculos de manera automática y para asociar los resultados relevantes a etiquetas creadas en la aplicación empleada para la implementación, según se indica a continuación:
  - ▶ 1. Exportación de las etiquetas en un archivo tipo \*.csv.
  - ▶ 2. Cálculo de parámetros relevantes empleando librerías en Python, incluyendo CoolProp, SciPy Scikitlearn, entre otras, para generar un archivo \*.csv, conteniendo las variables energéticas relevantes.
  - ▶ 3. Importación del archivo \*.csv de resultados de cálculos y asociación a las etiquetas.
- ▶ Esta implementación, que involucra el procesamiento de datos y la ejecución del modelo de ML de manera recurrente, en batches, se constituye en una base para adelantar un proceso estructurado de revisión y de mejora continua enfocado en concordancia con los objetivos trazados.

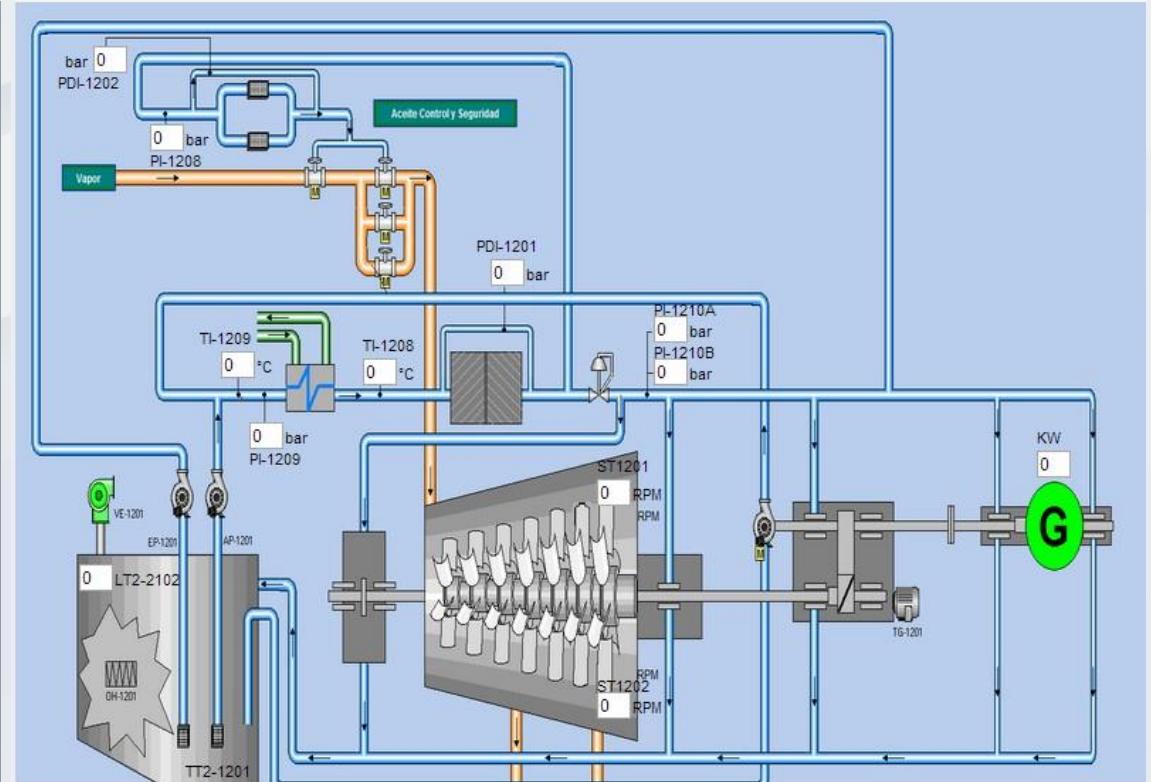
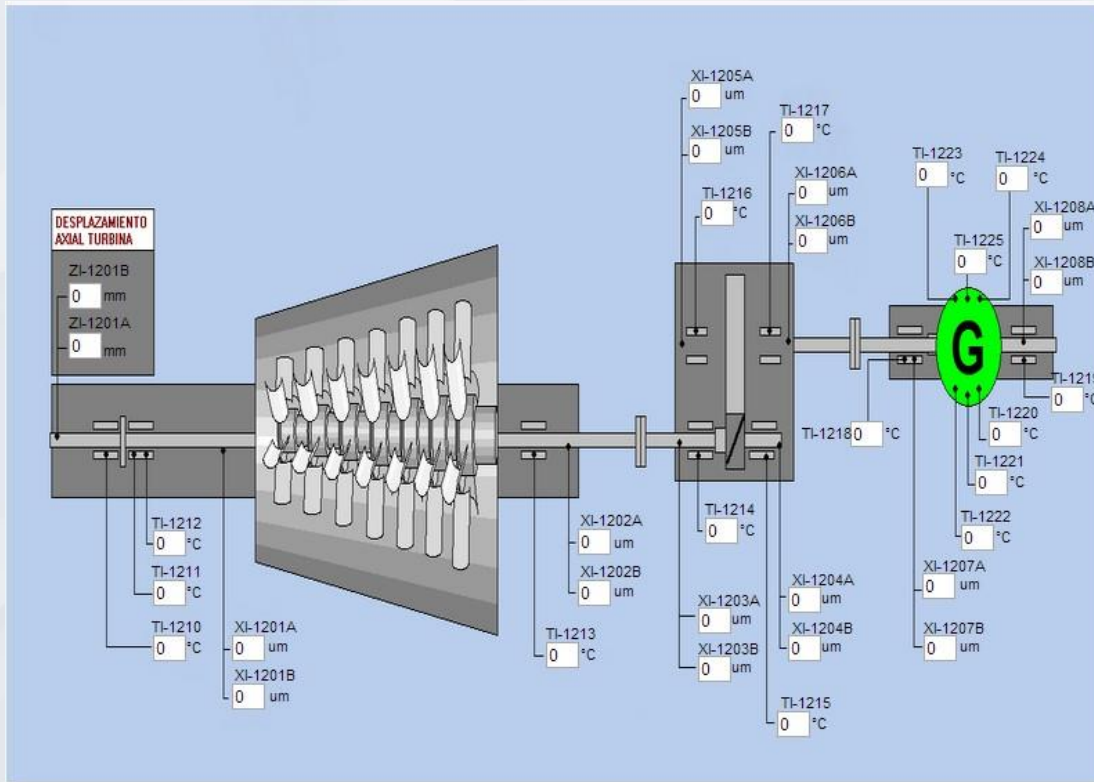
## ETAPA 2: IMPLEMENTACIÓN EN SCADA Y AUTOMATIZACIÓN DEL PROCESO



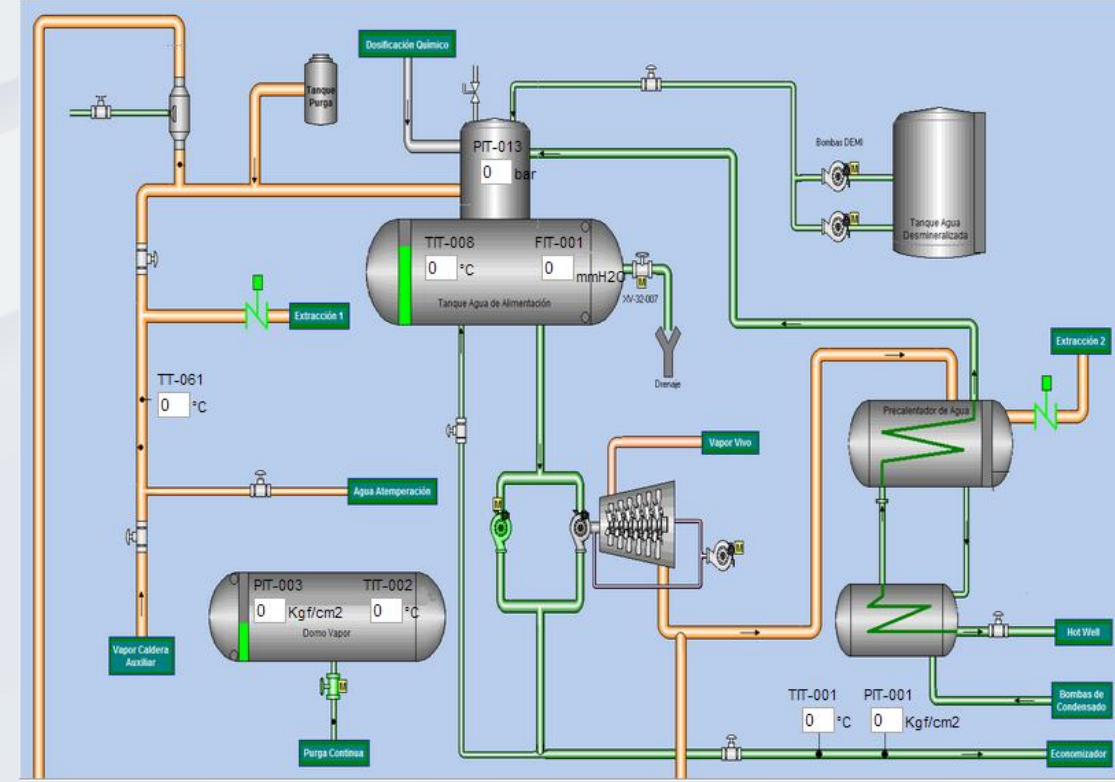
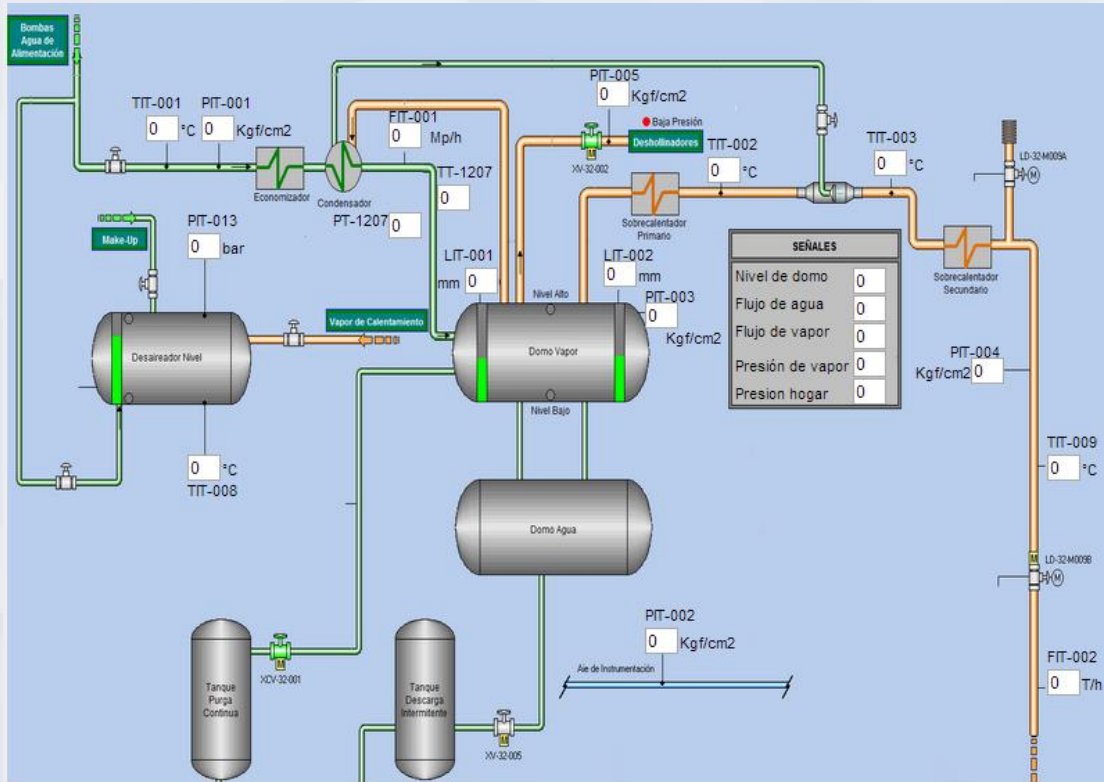


- ▶ Para la implementación de los algoritmos en línea se generó un código en Python que se ejecuta los cálculos de las variables derivadas (entalpías, componentes energéticos, balances de masa y energía y valores de eficiencia) y valida todo el conjunto de información a través de los modelos de ML incorporados en él,
- ▶ El código se activa a partir de la disponibilidad del archivo \*.csv de la exportación periódica de la solución SCADA empleada para la implementación. Por otra parte, la conclusión de la ejecución de dicho algoritmo, que se refleja en la disponibilidad de un nuevo archivo \*.csv activa el proceso de importación automática de datos en el SCADA mencionado, involucrando la escritura de las variables calculadas en etiquetas asignadas para ese propósito.
- ▶ Este esquema permite tener una flexibilidad significativa para modificar el algoritmo de ML a través del tiempo, según se requiera con una programación que no involucra de ninguna manera al SCADA, salvo en lo que se relacione con creación y asignación de etiquetas.
- ▶ La disponibilidad continua de los resultados de los algoritmos de ML permite la toma rápida de decisiones informadas.

## IMPLEMENTACIÓN EN LÍNEA DEL ALGORITMO



# MIMICOS EN LA PLATAFORMA ALTERNA (1)



# MIMICOS EN LA PLATAFORMA ALTERNA (2)



Drag a column header here to group by that column

Order Nc	Tag No	Name	Value	Input Alias	Last Update	Last Poll	Data Type	Size	Internal	Address
1	1	ZI-1201B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
2	2	ZI-1201A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
3	3	TI-1212	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
4	4	TI-1211	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
5	5	TI-1210	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
6	6	XI-1201A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
7	7	XI-1201B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
8	8	TI-1213	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
9	9	XI-1202B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
10	10	XI-1202A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
11	11	TI-1214	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
12	12	XI-1203A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
13	13	XI-1203B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
14	14	TI-1215	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
15	15	XI-1204B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
16	16	XI-1204A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
17	17	XI-1205A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
18	18	XI-1205B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
19	19	TI-1216	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
20	20	TI-1217	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
21	21	XI-1206B	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
22	22	XI-1206A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
23	23	TI-1223	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
24	24	TI-1224	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
25	25	TI-1225	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	
26	26	XI-1208A	0.000		12/1/2024 5:11:00 PM	2/28/2024 2:43:06 PM	Float/Single Pr	4	<input checked="" type="checkbox"/>	

# LISTADO DE TAGS CONFIGURADOS, TURBINA



Scheduler Configuration

Drag a column header here to group by that column

Name	Description	Active	Driver Type
Daily Object Export	Test of the automatic object export	<input type="checkbox"/>	Export Ob
Export CPU Oil Company Tree		<input type="checkbox"/>	Export CS
Export CSV FlowData	Export CSV FlowData	<input type="checkbox"/>	Export Flo
Export ROC Data to CSV	Export ROC Data to CSV	<input type="checkbox"/>	Export Flo
Email ROC data to Steve	Email ROC data to Steve	<input type="checkbox"/>	Export Em
PGAS Export		<input type="checkbox"/>	Export EFF
export data CSV		<input type="checkbox"/>	Export CS
import csv		<input type="checkbox"/>	Import CS
importe_entalpia_csv		<input checked="" type="checkbox"/>	Import CS
Exportación voltajes		<input type="checkbox"/>	Export CS
IMPORTES VOLTAJES		<input type="checkbox"/>	Import CS

Add... Edit... Copy... Delete

OK

Schedule Item - importe\_entalpia\_csv

Schedule Task

Type: Import CSV Data

Settings  EFM  History

Working Directory: C:\Users\USUARIO\Desktop File Name: base\_entalpias

Error Directory: C:\Users\USUARIO\Desktop Omit the First: 1 lines

Completed Directory:

Date/Time Format String: c Delimiter: ,

Adjust Timezone: Current Server Timezone

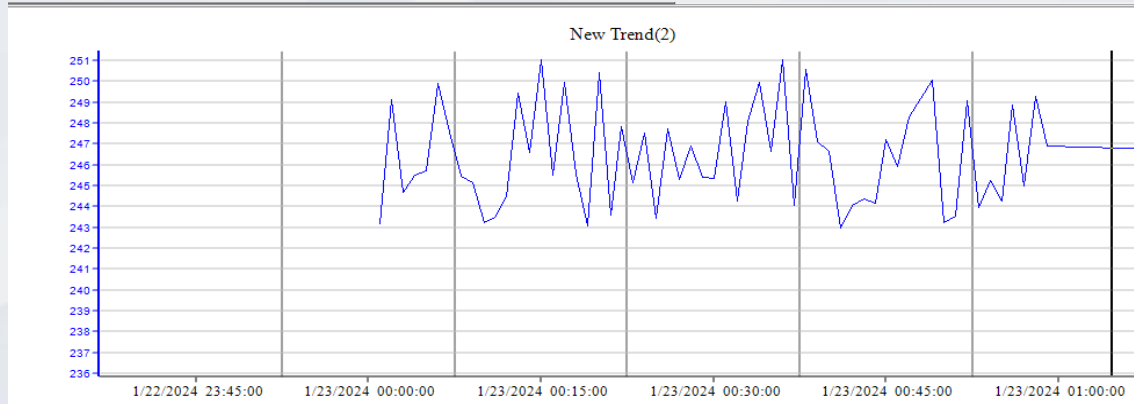
Mappings

Order	Source	Destination	Script	Type
1		DeviceNo	No Script	KEY
2		TagNo	No Script	KEY
3		Val	No Script	MAP
4		EffectiveTime	No Script	MAP

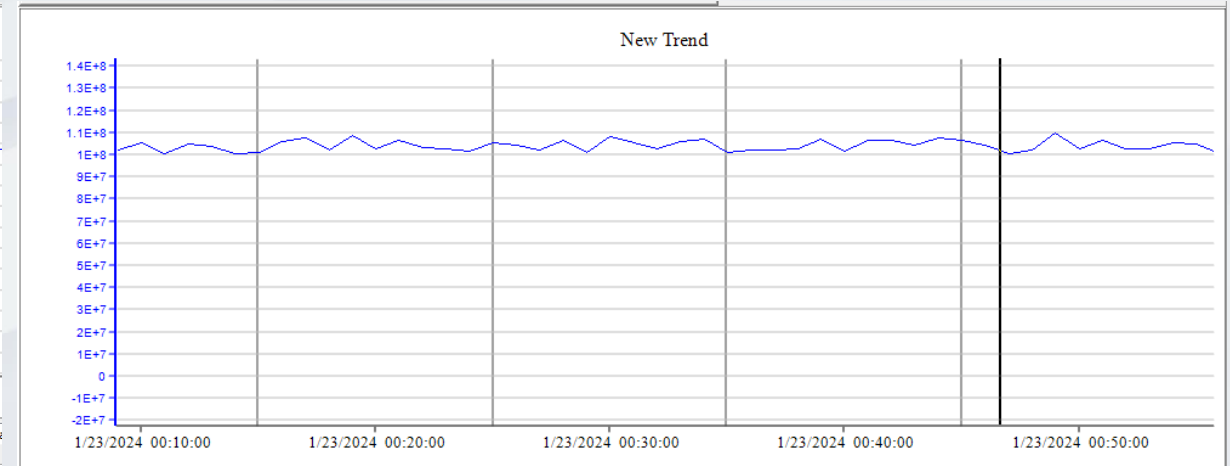
New Mapping Edit Mapping Delete Mapping

OK Cancel

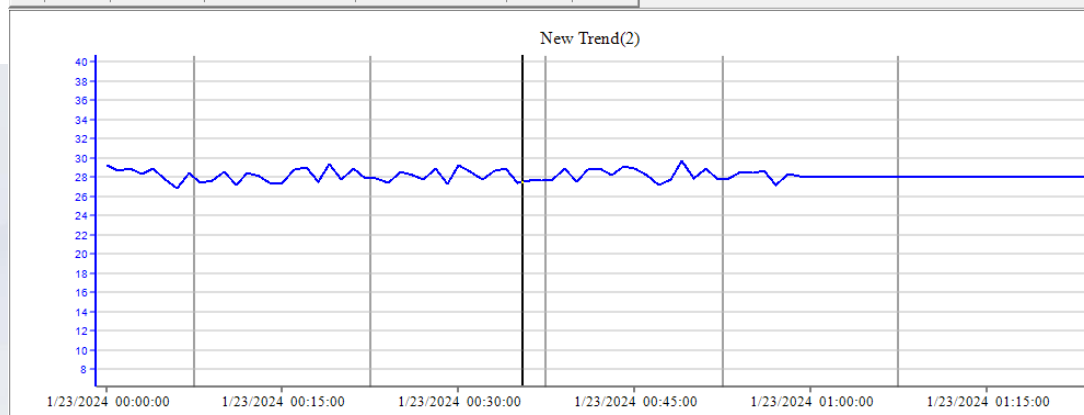
# “SCHEDULER” DE IMPORTACIÓN Y EXPORTACIÓN



Visible	Color	Axis	Device	Tag	Property	Category	Unit	Min	Max	Trend Slope	Min Axis	Max Axis	Time	Value
<input checked="" type="checkbox"/>	Blue	Blue	proceso de datos	entalpia 1	Current Value	None			251.047	0.0000 /hr	235.851	251.467	1/23/2024 1:04:38 AM	



Visible	Color	Axis	Device	Tag	Property	Category	Unit	Min	Max	Trend Slope	Min Axis	Max Axis	Time	Value
<input checked="" type="checkbox"/>	Blue	Blue	proceso de datos	energia 1	Current Value	None		100272505.1	109747279.1	0.0000 /hr	-2255488	14338300	1/23/2024 12:46:40 A	1005



Visible	Color	Axis	Device	Tag	Property	Category	Unit	Min	Max	Trend Slope	Min Axis	Max Axis	Time	Value
<input checked="" type="checkbox"/>	Blue	Blue	proceso de datos	eficiencia 1	Current Value	None			29.7	0.0000 /hr	6.223	40.711	1/23/2024 12:35:25 A	

# VARIABLES RELEVANTES CALCULADAS



- ▶ En principio se podría pensar que todo el proceso de implementación se reducía simplemente a recolectar, consolidar y filtrar los datos disponibles a través del SCADA para adelantar las tareas subsecuentes de manera sistemática. No obstante, la información disponible en el SCADA no era la adecuada para efectuar el análisis propuesto.
- ▶ En efecto, se disponía de datos de temperatura y de presión en diferentes puntos, pero mientras que no se establezca una relación de estos, como conjuntos (en este caso como pares ordenados para cada punto de medida), con las propiedades termodinámicas del agua, ellos en sí mismo no sirven para caracterizar adecuadamente el sistema.
- ▶ Por otra parte, considerando que las variables que son de interés en este caso (las que permiten tener una representación del estado energético del sistema) no tienen en todos los casos una relación lineal con las variables adquiridas en el SCADA, se hace necesario que la gestión de analítica de datos se haga sobre un ámbito más amplio, involucrando no solo las etiquetas existentes en el SCADA, sino también las variables energéticas que puedan ser calculadas a partir de ellas.

## DISCUSION



La correcta interpretación y comprensión de las limitaciones de los datos son fundamentales para optimizar procesos en sistemas complejos mediante análisis de datos. Integrar datos crudos con variables calculadas, como la entalpía y los niveles de energía aporta una visión más completa del funcionamiento del sistema, transformando variables de presión y temperatura en entalpías para obtener parámetros físicos precisos y profundizar en la dinámica del sistema.

Es esencial reconocer las limitaciones de la información disponible, especialmente porque las variables del sistema SCADA tienden a enfocarse más en la seguridad operativa que en la optimización del rendimiento. Además, es importante manejar con cuidado las correlaciones triviales para evitar errores en la interpretación que puedan afectar el análisis del proceso, aunque estas también pueden ser útiles para identificar errores en la instrumentación.

El modelo de aprendizaje automático (ML) implementado sirve como base para la mejora continua y ajuste de procesos, permitiendo no solo optimizaciones inmediatas sino también un desarrollo sostenido y adaptativo de los procesos industriales. Este enfoque no solo mejora la precisión del análisis, sino que también permite una comprensión más profunda del sistema, destacando la importancia de una integración efectiva de datos para mejorar la gestión de operaciones.

## CONCLUSIONES





El principal beneficio del esquema implementado es que este se constituye en el punto de partida y, a la vez, en una base consistente para sustentar procesos de mejora continua en el sistema asociado. Esta perspectiva estratégica permite no solo ajustes y optimizaciones inmediatas, sino también un desarrollo sostenido y adaptativo de los procesos industriales

## BENEFICIOS



## Perspectivas de Mejora

- ▶ Uno de los principales inconvenientes que se encontró es la condición de degradación de la instrumentación del sistema analizado. Esto subraya la necesidad de contar con una infraestructura de instrumentación robusta y bien mantenida para obtener análisis precisos y útiles y, a la vez, la conveniencia de establecer una estrategia de verificación cruzada de variables dentro de la plataforma de analítica.
- ▶ A medida que se afina el modelo es conveniente incorporar instrumentación adicional que permita mejorar la caracterización de los equipos involucrados en el proceso. Por ejemplo, la adición de información de consumo eléctrico en los sistemas de auxiliares es relevante en términos de valorar la eficiencia global del proceso. Otra opción de mejora involucra la incorporación de señales de vibración RMS de los motores de los sistemas auxiliares.

# MEJORAS



# REFERENCIAS

- ▶ [1] "Industrial Applications of Machine Learning" Pedro Larrañaga, David Atienza, Javier Diaz- Rozo, Alberto Ogbechie, Carlos Esteban Puerto- Santana, Concha Bielza ISBN:9781351128377, 135112837X December 12, 2018, CRC Press
- ▶ [2] "Artificial Intelligence A Modern Approach", Stuart Russell, Peter Norvig, ISBN:9781537600314, 1537600311, September 10, 2016. CreateSpace Independent Publishing Platform
- ▶ [3] "Machine Learning: A Probabilistic Perspective" por Kevin P. Murphy: ISBN:9780262018029, 0262018020, August 24, 2012, MIT Press
- ▶ [4] "Pattern Recognition and Machine Learning" por Christopher M. Bishop ISBN:9781493938438, 1493938436, 2006, Springer New York
- ▶ [5] "Energy Conversion Systems" por Harry Sorensen: ISBN:9780471088721, 0471088722, March 23, 1983, Wiley.
- ▶ [6] "Steam, Its Generation and Use 1992" Babcock & Wilcox Company, ISBN:9780963457004, 0963457004, 1992, Babcock & Wilcox
- ▶ [7] "Thermal Power Plant: Design and Operation" por Dipak Sarkar: ISBN:9780128017555, 0128017554, August 20, 2015, Elsevier Science
- ▶ [8] "Lateral Turbine and Generator Vibrations Analysis and Mitigation" Rainer Nordmann ISBN 978 -91-7673-294 - 6 | © 2016 ENERGIFORSK Energiforsk AB