

# **Analítica de datos para la determinación de la condición de válvulas en estaciones descompresoras de gas: optimización del ciclo de vida del activo.**

Diana Lisette Arango Cañas, Daniel Alonso Sánchez Echeverri

Carrera 58 # 42 – 125

Medellín – Colombia

## **Resumen**

Las estaciones descompresoras de gas regulan la presión en los sistemas de distribución, asegurando un suministro eficiente y seguro. Este trabajo desarrolla un enfoque basado en analítica de datos para evaluar la condición de las válvulas de estas estaciones, utilizando variables operativas y registros históricos de mantenimiento correctivo. A través de modelos predictivos de aprendizaje de máquina, se identifican patrones de desgaste que permiten anticipar fallas potenciales. Este enfoque mejora la planificación del mantenimiento, reduce costos operativos y aumenta la confiabilidad del sistema, contribuyendo a una gestión más eficiente del ciclo de vida de los activos.

## **INTRODUCCIÓN**

Las estaciones descompresoras de gas son componentes clave en los sistemas de distribución, responsables de mantener la presión adecuada para garantizar un suministro seguro y eficiente. En ellas, las válvulas representan uno de los activos más críticos, ya que están sometidas a condiciones operativas variables que pueden acelerar su desgaste y provocar fallas si no se gestionan de manera proactiva.

Tradicionalmente, el mantenimiento de las válvulas se ha basado en cronogramas preventivos o intervenciones reactivas, lo que a menudo resulta ineficiente frente a las demandas actuales de confiabilidad y optimización de costos. En este contexto, la analítica de datos emerge como una solución estratégica para transformar los datos operativos e históricos en información valiosa que facilite una toma de decisiones más precisa y fundamentada.

Para abordar este desafío, se implementó un modelo analítico basado en técnicas avanzadas de aprendizaje de máquina, con el objetivo de evaluar la condición de las válvulas de gas y predecir su posible deterioro. En el proceso de desarrollo del modelo, se exploraron referentes internacionales en la gestión de activos y el mantenimiento predictivo, con el fin de identificar las variables y componentes más relevantes para determinar el estado de las válvulas. Esta exploración permitió integrar prácticas globales, adaptándolas al contexto específico de las estaciones descompresoras de gas y garantizando un enfoque robusto alineado con las necesidades locales.

A través de este enfoque analítico, se busca optimizar las intervenciones de mantenimiento, prolongar el ciclo de vida de los activos y mejorar la eficiencia operativa. El

aprovechamiento inteligente de los datos no sólo contribuye a una gestión más eficiente de los activos críticos, sino que también optimiza la toma de decisiones en el mantenimiento preventivo y predictivo, reduciendo costos y mejorando la confiabilidad de las estaciones descompresoras de gas, destacando el impacto positivo que esta estrategia puede tener en la gestión integral de los activos a largo plazo.

## ESTACIONES DESCOMPRESORAS DE GAS Y VÁLVULAS DE REGULACIÓN

Las estaciones descompresoras de gas son fundamentales en los sistemas de distribución, ya que adaptan la presión del gas proveniente de redes de transporte de alta presión o de sistemas de almacenamiento comprimido, especialmente en zonas no interconectadas. Estas instalaciones garantizan un suministro seguro, eficiente y controlado, ajustando las condiciones del gas a los niveles requeridos para su transporte o consumo.

En la **Figura 1**, se ilustra un esquema típico de una estación descompresora, cuyo propósito principal es reducir la presión del gas. Estas estaciones no sólo aseguran la entrega segura hacia redes de distribución o consumidores finales, sino que también incluyen componentes clave como filtros, medidores de flujo y sistemas de monitoreo, esenciales para supervisar el estado de la red y mantener su funcionamiento continuo.

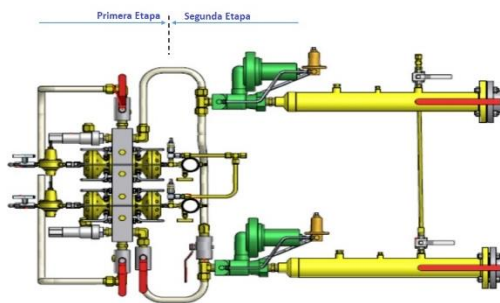


Figura 1. Esquema Estación Descompresora

Dentro de estas instalaciones, las válvulas de regulación desempeñan un papel crucial al controlar el flujo y la presión del gas. Estas válvulas ajustan la presión a niveles adecuados, garantizando la estabilidad del sistema y permitiendo el aislamiento de secciones específicas durante el mantenimiento o en situaciones de emergencia.

La **Figura 2** muestra un corte transversal de una válvula reguladora de presión, destacando dos componentes principales: el resorte y el diafragma. El resorte regula la fuerza aplicada sobre el diafragma, que a su vez controla la posición del obturador para mantener una presión de salida estable. El diafragma, como elemento sensible, responde a variaciones de presión, ajustando automáticamente el flujo del gas. El correcto funcionamiento de estos componentes es crítico, puesto que cualquier desgaste o fallo puede comprometer la seguridad y estabilidad del sistema.

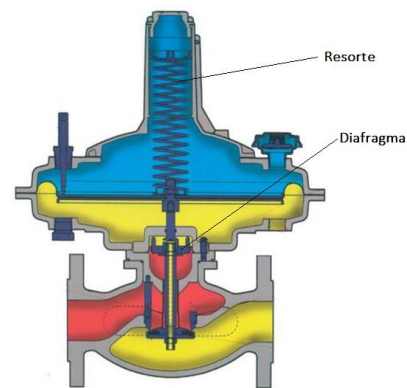


Figura 2. Válvula Reguladora de Gas

Además, las válvulas cuentan con mecanismos especializados como actuadores, que permiten abrir y cerrar con precisión, juntas y sellos, que garantizan la estanqueidad, y dispositivos de monitoreo, como manómetros y sensores de

presión, que proporcionan información en tiempo real para optimizar su desempeño. Este diseño robusto y adaptable a diversas condiciones de presión y caudal hace de estas válvulas un componente indispensable para la estabilidad y seguridad de las estaciones descompresoras, contribuyendo al funcionamiento eficiente de los sistemas de distribución.

## **CONDICION DE LOS ACTIVOS**

Determinar la condición de los activos es un paso fundamental para garantizar su operación segura y eficiente. Este proceso permite identificar signos tempranos de deterioro o anomalías, previniendo su evolución hacia fallas críticas. En el caso de las válvulas de gas, este enfoque adquiere una relevancia particular, dado su papel esencial en el control y la seguridad de las estaciones descompresoras.

El monitoreo y análisis del comportamiento operativo de estas válvulas facilita la implementación de modelos predictivos capaces de anticipar fallas. Esto no sólo optimiza las estrategias de mantenimiento, sino que también reduce riesgos operativos y costos asociados.

Para diagnosticar con precisión el estado de un activo, es imprescindible entender los mecanismos de falla que lo afectan y cómo los datos recopilados pueden revelar su presencia. Con este propósito, se llevó a cabo una revisión bibliográfica sobre el estado del arte en la evaluación de mecanismos de falla. Según estudios citados en [1] y [2], las fallas funcionales en las válvulas de gas están generalmente asociadas al desgaste del diafragma y de los asientos. Este desgaste impide el cierre completo de la válvula,

comprometiendo tanto su desempeño como la seguridad operativa.

Entender la acumulación de desgaste necesaria para llevar al activo a una falla no es una tarea trivial. Por ello, en este trabajo se hace uso de herramientas de aprendizaje automático para predecir la condición del activo y, consecuentemente, estimar qué tan cerca se encuentra de la falla. Este enfoque parte del entendimiento técnico del activo, identificando las variables operativas y definiendo las condiciones bajo las cuales la válvula genera esfuerzos significativos. Estos esfuerzos contribuyen a la acumulación de desgaste en sus componentes, lo que permite interpretar y convertir los datos de monitoreo en información valiosa cuyo procesamiento nos permite anticipar la falla del activo. Las variables definidas fueron, flujo volumétrico, presión de entrada, temperatura auxiliar y temperatura de salida.

## **IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO ANALÍTICO**

El aprendizaje automático es una disciplina fundamental dentro de la inteligencia artificial que permite a los sistemas identificar patrones basadas en datos, sin necesidad de instrucciones explícitas. Esto se logra a través de algoritmos que aprenden y mejoran su desempeño con la experiencia. Esta capacidad es aprovechada en este trabajo para aprender de los datos de comportamiento históricos de las válvulas entendiendo la acumulación de esfuerzos en las variables definidas que llevan a la falla.

El proceso de desarrollo de un modelo analítico, que para este trabajo se enfocó en la herramienta de aprendizaje automático, abarca varias etapas clave: desde el entendimiento del proceso y la recopilación de datos, hasta la selección del modelo adecuado, su

entrenamiento, evaluación y posterior implementación. Este enfoque sistemático es esencial para este trabajo, se empleó la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), un enfoque ampliamente reconocido por su eficacia y versatilidad en el ciclo de vida de proyectos basados en datos. Este modelo destaca por su flexibilidad y naturaleza no lineal, lo que permite avanzar y retroceder entre las diferentes fases según sea necesario. Ver **Figura 3**.

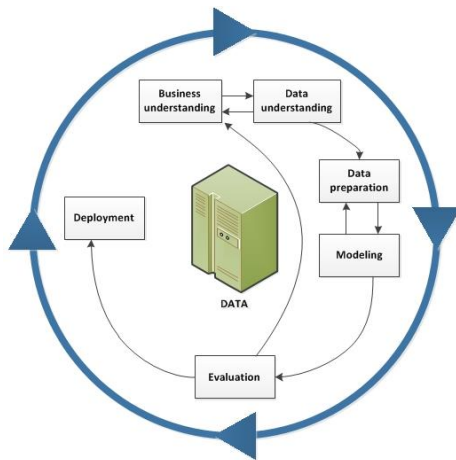


Figura 3. Metodología CRISP-DM

(Tomada de [Metodología CRIP-DM / IBM](#))

### Entendimiento de los datos

En esta etapa, se recopiló información proveniente de los sistemas de monitoreo continuo instalados en las estaciones descompresoras. Las variables definidas en la fase previa fueron procesadas y se aplicaron reglas específicas para identificar y cuantificar las condiciones que generan esfuerzos significativos en las válvulas.

El procesamiento de los datos incluyó una validación de su calidad. Esto abarcó el cálculo del porcentaje de datos faltantes, la detección de valores atípicos y la verificación

de que el volumen de datos recopilados fuese representativo para el análisis propuesto. En total, se procesaron aproximadamente 17 millones de registros, correspondientes a un histórico de 36 meses sobre el comportamiento de las válvulas en 14 estaciones descompresoras ubicadas en el departamento de Antioquia.

Adicionalmente, se incorporó información extraída de las órdenes de trabajo relacionadas con la atención de daños en las válvulas. Cada uno de estos eventos, permitió identificar la válvula afectada y la fecha del incidente. Estos datos conforman la variable de validación la cuál es clave en la etapa de modelado.

Como resultado de esta etapa se tiene la información procesada y confiable, estableciendo la base para continuar con las siguientes etapas del análisis.

### Modelado

La etapa de modelado comenzó aplicando un método de aprendizaje no supervisado basado en clusterización, utilizando el algoritmo **k-means**, cuya lógica agrupa los datos mediante una medida de distancia entre ellos. Este enfoque permitió segmentar las estaciones descompresoras en grupos homogéneos según su comportamiento operativo, identificando similitudes clave. Como resultado, se logró agrupar las 14 estaciones en 2 conjuntos: el primer grupo, compuesto por 10 estaciones con patrones similares, y el segundo grupo, integrado por 4 estaciones. Esta segmentación facilitó un aprendizaje más focalizado en etapas posteriores, ya que permitió implementar cálculos de la condición de las válvulas de manera específica para cada grupo. Así, los modelos generaron análisis más precisos y ajustados a las condiciones operativas particulares de cada válvula, en

búsqueda de mejorar la calidad de las predicciones.

Con los grupos obtenidos de la etapa de clusterización, los datos fueron separados y organizados en variables independientes y dependientes. Entre las variables independientes se incluyeron el desgaste acumulado del flujo, la presión, la temperatura auxiliar y la temperatura de salida, mientras que como variable dependiente se utilizó la ocurrencia de una falla. Esta variable dependiente se definió de manera binaria: un valor de 1 indica que se presentó una falla, y un valor de 0, que no fue así.

En este trabajo se probaron dos algoritmos principales para modelar y analizar los datos. El primero fue **random forest**, un método en el que se evalúan múltiples árboles de decisión y cada árbol actúa como un modelo de decisión individual, y el bosque completo toma decisiones basándose en la votación de todos los árboles. Este enfoque robusto y ampliamente utilizado permitió evaluar la relación entre las variables independientes y la probabilidad de falla de las válvulas y por ende la condición de las mismas.

El segundo modelo implementado fue **One-Class SVM** (Maquina de Soporte Vectorial de una clase), que tiene como objetivo identificar los puntos de datos que forman una única clase en el espacio de características. Este modelo se enfoca en delimitar una frontera que envuelve todos los puntos asociados a válvulas en falla. La lógica de este enfoque consiste en que cualquier punto dentro de la frontera pertenece a la clase definida (válvula en falla), mientras que los puntos fuera de esta frontera se consideran atípicos. A diferencia del **random forest**, el **One-Class SVM** utiliza exclusivamente los datos de las válvulas en falla para construir su modelo, creando así una

frontera de decisión específica basada únicamente en esa información.

Para garantizar la eficacia de ambos modelos, los datos fueron divididos en conjuntos separados para el entrenamiento y la validación, lo que permitió medir el desempeño de los modelos con datos no vistos previamente

Adicionalmente a las validaciones teóricas realizadas con datos históricos, se llevó a cabo una validación con los técnicos de operación y mantenimiento de las estaciones descompresoras. Este ejercicio práctico permitió evaluar la coherencia y la aplicabilidad de los modelos en escenarios reales, concluyendo que los resultados obtenidos reflejan las condiciones y el comportamiento de los activos. Esto confirmó que los modelos no sólo son robustos desde un punto de vista técnico, sino que también son consistentes con la experiencia operativa en campo.

## USO DEL MODELO EN EL CICLO DE VIDA DE LOS ACTIVOS

El modelo analítico diseñado para predecir la probabilidad de falla en componentes críticos, como válvulas reguladoras, tiene aplicaciones clave tanto en la operación como en el mantenimiento del sistema de distribución de gas.

En el ámbito operativo, los resultados del modelo como la identificación de activos con alta probabilidad de falla permiten priorizar la estabilidad del sistema mediante intervenciones rápidas y planificadas, evitando interrupciones inesperadas en el servicio. Los equipos de mantenimiento pueden usar esta información para programar actividades proactivas, asegurando que los activos críticos se mantengan en óptimas

condiciones antes de que ocurran fallas significativas.

Por otro lado, las áreas de planeación pueden utilizar los datos del modelo para identificar activos con deterioro avanzado o con alta recurrencia de fallas, justificando su reemplazo o renovación de manera anticipada. Esto facilita la optimización de recursos, ya que se pueden planificar proyectos de reposición alineados con los ciclos de inversión del negocio, mejorando la eficiencia y reduciendo costos a largo plazo.

## CONCLUSIONES

Este estudio demuestra que es posible aprovechar la información existente, generada por los sistemas de monitoreo continuo de la operación del sistema, para evaluar el estado de los activos sin necesidad de realizar inversiones en sensores adicionales.

Focalizar esfuerzos en el procesamiento y la analítica de los datos disponibles, permite identificar condiciones críticas y patrones relevantes que ayudan a optimizar el ciclo de vida de los activos mejorando la confiabilidad del sistema de distribución de gas.

La integración del conocimiento técnico de los activos, las mejores prácticas internacionales y las capacidades avanzadas en analítica de datos se posiciona como un factor clave para impulsar la sostenibilidad del negocio. Este enfoque permite no sólo optimizar el ciclo de vida de los activos, sino también promover una gestión más eficiente y alineada con los desafíos actuales del sector energético, asegurando así un impacto positivo a largo plazo en la operación y el desempeño del sistema.

Este trabajo establece un método replicable para el análisis de la condición de los activos,

lo que facilita su aplicación en diversos sectores y negocios. Su enfoque sistemático y basado en datos proporciona una base sólida para la toma de decisiones estratégicas.

## REFERENCIAS

[1] **M.B. Leo, A. Dutta, S. Farooq, I.A. Karimi**, "Simulation and health monitoring of a pressure regulating station," Department of Chemical and Biomolecular Engineering, National University of Singapore, Singapore, Article history: Received 15 January 2020; Revised 25 February 2020; Accepted 21 March 2020; Available online 13 May 2020.

[2] **S. Sharma, I.A. Karimi, S. Farooq, L. Samavedham, R. Srinivasan**, *Health Monitoring of Pressure Regulating Stations in Gas Distribution Networks Using Mathematical Models*. Energies, 15, 2022, pp. 6264.

[3] R.J. Heywood y T. McGrill, "Clarifyng the Link between Data, Diagnosis and Asset Health Indices", pp. 1-6, 2008.

Daniel Alonso Sánchez Echeverri: Ingeniero Electricista, con estudios de posgrado en Gerencia de Proyectos y Ciencia de Datos y Analítica. Cuenta con experiencia en la gestión de mantenimiento de redes de distribución de energía eléctrica, en la gestión de pérdidas de energía y en la gestión de activos físicos en empresas de servicios públicos.

Durante los últimos ocho años, se ha desempeñado como Profesional de Proyectos e Ingeniería en la Dirección de Gestión de Activos de EPM (Colombia). En este rol, ha sido responsable de definir, implementar y mantener estrategias, modelos y herramientas para gestionar el desempeño de los activos

físicos productivos de las líneas de negocio de Energía, Gas y Aguas. Asimismo, ha liderado la implantación y consolidación del sistema de información para el soporte a la gestión de activos EAM.

Además, ha participado en la implementación de una ruta en búsqueda del monitoreo de la condición de los activos con Asset Performance Management (APM).

Diana Lisette Arango Cañas: Ingeniera Electricista de la Universidad de Antioquia, especialista en Gerencia de Proyectos de la Universidad Pontificia Bolivariana y magister en Ciencias de los datos y Analítica de la Universidad Eafit, cuenta con más de 13 años de experiencia profesional, con participación en diseño de subestaciones de energía, operación del sistema de distribución, gestión de información de indicadores de calidad del servicio y alrededor de 9 años en la implementación del sistema de gestión de activos en EPM, liderando la implementación de la metodología de criticidad y contribuyendo en los desarrollos de evaluación de condición de los activos en los negocios de Agua y Saneamiento, Gas y Transmisión y Distribución de energía.

1. Nombre de los autores: Diana Lisette Arango Cañas; Daniel Alonso Sánchez Echeverri

2. Teléfono

a. Oficina: (+57)6043807919; (+57)604-3805713

b. Celular: (+57)3005571915; (+57)3136502829

3. Dirección de los autores

a. Residencia: Cra 71A #4-4, Casa 129 ; Calle 29 # 29-31 Int. 1618.

b. Oficina: Carrera 58 # 42 – 125

c. E. mail: [diana.arango.canas@epm.com.co](mailto:diana.arango.canas@epm.com.co); [daniel.sanchez@epm.com.co](mailto:daniel.sanchez@epm.com.co)

d. Ciudad: Medellín

e. País: Colombia