

**ALGORITMO DE DETECCIÓN DE FUGAS EN TUBERÍAS, BASADO EN EL
ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES DE MEDIDAS DE PRESIÓN**

**DIEGO ALEJANDRO SIERRA LUGO
JUAN SEBASTIAN URIBE MORA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2019**

**ALGORITMO DE DETECCIÓN DE FUGAS EN TUBERÍAS, BASADO EN EL
ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES DE MEDIDAS DE PRESIÓN**

**DIEGO ALEJANDRO SIERRA LUGO
JUAN SEBASTIAN URIBE MORA**

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Electrónico

**DIRECTOR
RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA
Doctor en Tecnologías de la Información**

**CODIRECTOR
GUSTAVO ADOLFO MORENO BELTRÁN**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA**

2019

DEDICATORIA

Primero que todo a Dios por permitirme culminar esta etapa tan importante en mi vida, gracias a él por llenarme de bendiciones y ser mi guía en un momento de muchos aprendizajes y desafíos.

En memoria de mi padre Hernando Uribe, quien fue mi primer maestro, me enseñó a ser una persona de bien e inculcó siempre el estudio y responsabilidad. Gracias le doy a Dios todos los días por permitirme haber tenido un padre como él, por su sacrificio y dedicación a la familia hoy me permite hacer posible este sueño, te amo mucho papito.

A mi madre hermosa Gloria Mora, la mujer más maravillosa, gracias por todo el sacrificio que has hecho desde que tengo memoria, en el colegio, trasnochabas conmigo haciendo tareas. Ahora con tu apoyo incondicional me diste las fuerzas y ánimos para poder llegar tan lejos, también gracias por todas tus oraciones mamita, siempre nos encomiendas a todos para que nos vaya bien donde quiera que estemos.

A mi hermano Christian por ser siempre un apoyo, un consejero, un amigo. Gracias por estar siempre pendiente de mí y ayudándome en mi formación tanto personal como académica. También a mi hermana Laura Valentina por estar siempre para darme una mano de apoyo y dándome ánimos en momentos difíciles.

Gracias a mi novia y amiga, Laura Mendoza. Quien estuvo apoyándome y compartiendo conmigo en momentos en los que más necesitaba, gracias por brindarme un apoyo incondicional y el tiempo que me ha permitido estar con ella. También a mis suegros Albert Mendoza y Marina Colmenares, por su ayuda y apoyo para culminar este sueño tan importante para mí.

A todas las personas que colaboraron en este proyecto, y a nuestro director Rodolfo Villamizar, quien nos guió en el camino a seguir y de quien aprendí mucho tanto en el proyecto como en las aulas de clase.

Juan Sebastian Uribe M.

Quiero dedicar este trabajo y esfuerzo a las personas más importantes en mi vida:

A mi padre, Pedro Sierra. Quien es mi modelo a seguir fue mi inspiración para iniciar esta carrera, cuyos consejos y experiencia me aportaron muchísimo en mi formación profesional y como persona, ya que todos los días aprendía algo nuevo con sus enseñanzas.

A mi madre, Martha Lugo. Quien me enseñó a nunca rendirme y seguir adelante ante las adversidades, sin importar que tan difíciles fueran, si creía en ellas y también por su experiencia que me motivaban dándome el ejemplo de una persona que lo da todo porque es lo correcto, incluso cuando la vida te pone muchas adversidades.

A mi hermana, Angie Sierra. Quien es la persona más importante para mí a quien dedico este proyecto para que sea de inspiración para ella cuando empiece a formar su vida profesional, por ser tan dulce, cariñosa y ser una gran compañía siempre alegrando los días que compartimos.

A mi tía, Nayhith Mutis. Que me enseñó a siempre mirar el lado positivo de la vida, a atesorar todos los momentos por los que uno enfrenta, ya sean buenos o malos. También brindándome su apoyo y consejos que me sirvieron para nunca perder el curso en mi carrera y en mi vida.

A María Angélica Parada. La mejor persona que he conocido en mi vida y que la cambio para mejor. Dándome todo su apoyo incondicional cuando más lo necesite, motivándome a seguir adelante, siendo sincera conmigo en todo momento, estando para mí en las buenas y en las malas y por sacar lo mejor de mí como persona.

A mis profesores que me ayudaron a formarme como profesional, a nuestro director Rodolfo Villamizar, quien nos puso en la dirección correcta y nos brindó su apoyo a la hora de realizar este proyecto.

A Alex, mi mascota. Que es lo más hermoso que tengo y me brinda una felicidad y cariño que creía que ya no tenía.

Diego Alejandro Sierra Lugo

AGRADECIMIENTOS

Los autores presentan sus agradecimientos:

A Dios por permitirnos terminar esta etapa con éxito.

A nuestro director de proyecto Dr. Rodolfo Villamizar Mejía por guiarnos y apoyarnos con paciencia y enseñarnos muchas cosas para nuestra vida profesional.

A nuestro codirector Gustavo Moreno Beltrán, por sus explicaciones y ayuda en el laboratorio de Guatiguará.

A nuestras familias, por darnos el apoyo incondicional.

A todas las personas que influyeron en el desarrollo y culminación de nuestro proyecto.

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	17
1. OBJETIVOS.....	19
1.1 OBJETIVO GENERAL	19
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	19
2. MARCO CONCEPTUAL	20
2.1 ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PCA.....	20
2.1.1 VALORES Y VECTORES PROPIOS.....	20
2.1.2 COVARIANZA.....	22
2.1.3 ORTONORMALIDAD.....	22
2.1.4 DESCOMPOSICIÓN DE VALORES SINGULARES.....	22
2.2 ÍNDICES ESTADÍSTICOS T^2 Y Q	23
3. TRABAJOS PREVIOS	25
3.1 APLICACIÓN DE PCA PARA DETECCIÓN DE FUGAS EN ESTRUCTURAS	25
3.2 DETECCIÓN DE FUGAS CON EFECTOS DE TEMPERATURA Y HUMEDAD	26
4. METODOLOGÍA PARA DETECCIÓN DE FUGAS EN TUBERÍAS	28
4.1 FASE A: MODELADO DE LA LÍNEA BASE.....	29
4.2 FASE B: MONITORIZACIÓN.....	31
5. VALIDACIÓN EXPERIMENTAL.....	33
5.1 MODELO EXPERIMENTAL.....	33
5.2 INSTRUMENTACIÓN Y ADQUISICIÓN	35
5.2.1 SENSOR ANALÓGICO DE CORRIENTE.....	36
5.2.2 SENSORES ANALÓGICOS DE VOLTAJE.....	37
5.2.3 CARACTERIZACIÓN DE LOS SENSORES.....	38

5.2.4 SISTEMA DE ADQUISICIÓN Y RECOLECCIÓN	41
5.3 IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA.....	42
5.3.1 MODELADO.	42
5.3.2 MONITORIZACIÓN.	43
5.3.3 UBICACIÓN DE FUGAS Y CREACIÓN DE LOS CASOS.....	43
5.4 RESULTADOS EXPERIMENTALES	46
5.4.1 T2 VS Q DE LOS CASOS 1,2,3 Y 4	47
5.4.2 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q DE LOS CASOS 1,2,3 Y 4	50
5.4.3 ÍNDICE ESTADÍSTICO T ² DE LOS CASOS 1,2,3 Y 4.....	50
5.4.4 T ² VS Q DE LOS CASOS 1,2,3,4,5 Y 6.....	51
5.4.5 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q DE LOS CASOS 1,2,3,4,5 Y 6	51
5.4.6 ÍNDICE ESTADÍSTICO T2 DE LOS CASOS 1,2,3,4,5 Y 6.....	52
6. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	53
6.1 COMPARACIÓN DEL MODELO DE LÍNEA BASE CON LOS CASOS SIN FUGAS	53
6.2 T ² VS Q PARA CASOS 1,2,3 Y 4	53
6.3 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q PARA CASOS 1,2,3 Y 4.....	54
6.4 ÍNDICE ESTADÍSTICO T ² PARA CASOS 1,2,3 Y 4.....	54
6.5 T ² VS Q PARA CASOS 1,2,3,4,5 Y 6	55
6.6 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q PARA CASOS 1,2,3,4,5 Y 6.....	55
6.7 ÍNDICE ESTADÍSTICO T ² PARA CASOS 1,2,3,4,5 Y 6.....	55
7. CONCLUSIONES	56
8. TRABAJOS FUTUROS.....	57
BIBLIOGRAFÍA.....	58

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Índices estadísticos T2 y Q	24
Figura 2. Metodología basada en PCA para la detección de fugas	28
Figura 3. Matriz X con los datos seleccionados y organizados.....	29
Figura 4. Circuito de tubería acero-carbono	34
Figura 5. Montaje final del circuito de tubería.	34
Figura 6. Sensor de presión PT5404	36
Figura 7. Configuración electrónica del sensor.	36
Figura 8. Sensor de presión B07HLPD1KC.....	37
Figura 9. Sensor de presión HK1100C.	38
Figura 10. Modulo convertidor de corriente-tensión.....	39
Figura 11. Comprobación de voltaje, presión y corriente.	39
Figura 12. Tarjeta DAQ NI-USB 6009.....	42
Figura 13. Ubicación de las fugas.....	44
Figura 14. Ubicación de las fugas con la nueva posición de los sensores.	45
Figura 15. Gráficas comparativas del caso ideal respecto a casos con fugas en diferentes distancias y magnitudes.	46
Figura 16. Gráficas comparativas de los casos adicionales respecto a los sensores en diferentes distancias.	47
Figura 17. Diagrama de dispersión T2 vs Q para los casos con fugas respecto al modelo base.	48
Figura 18. Zoom de los índices estadísticos para el modelo base (no observable respecto a las fugas).....	49
Figura 19. Diagrama de dispersión del índice estadístico Q	50
Figura 20. Diagrama de dispersión del índice estadístico T2	50
Figura 21. T2 vs Q con todos los casos, incluyendo los adicionales 5 y 6 habiendo movido solo los sensores.....	51

Figura 22. Diagrama de dispersión de solo el índice Q , con los casos adicionales habiendo movido solo los sensores.	52
Figura 23. Diagrama de dispersión de solo el índice $T2$, con los casos adicionales habiendo movido solo los sensores.	52

LISTA DE GRÁFICAS

	Pág.
Grafica 1. Relación entre presión y tensión	41

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Medidas para cada tipo de sesión utilizada en el circuito de tubería.	33
Tabla 2. Valores obtenidos por cada sensor al variar la presión.....	40
Tabla 3. Características de los casos.	44

RESUMEN

TITULO: ALGORITMO DE DETECCIÓN DE FUGAS EN TUBERÍAS, BASADO EN EL ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES DE MEDIDAS DE PRESIÓN*

AUTOR: DIEGO ALEJANDRO SIERRA LUGO, JUAN SEBASTIAN URIBE MORA**

PALABRAS CLAVE: PCA, DETECCIÓN, FUGAS, PRESIÓN, MODELO BASE.

DESCRIPCIÓN:

Este documento presenta los resultados de un método propuesto para la detección de fugas en tuberías de acero-carbono a partir de mediciones de presión, basado en el Análisis de Componentes Principales (PCA). Este se aplica a las mediciones tomadas por los sensores de presión sobre un *loop* acondicionado para la construcción de un modelo de línea base. La tubería se acopla en uno de sus extremos a una fuente de aire para emular las condiciones operativas de presión (sin daños), también cuenta con un tramo el cual posee pernos ajustables para simular fugas de diferentes tamaños y ubicaciones.

Estos nuevos experimentos con fugas son comparados con el modelo de línea base mediante índices estadísticos T^2 y Q . La comparación con el modelo base se proyecta sobre gráficas de dispersión, de esta forma los cambios en las mediciones son asociadas a las fugas. En este orden, los resultados experimentales muestran que es factible la detección de fugas al aplicar PCA a medidas de presión y detectar las condiciones de daño mediante los índices estadísticos.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de telecomunicaciones. Director: Rodolfo Villamizar Mejía, Doctor en Tecnologías de la información

ABSTRACT

TITLE: PIPELINE LEAKAGE DETECTION ALGORHYTM, THROUGH PRESSURE MEASURES BASED ON THE PRINCIPAL COMPONENT ANALISYS*

AUTHORS: DIEGO ALEJANDRO SIERRA LUGO, JUAN SEBASTIAN URIBE MORA**

KEYWORDS: PCA, DETECTIONN, LEAKS, PRESSURE, BASELINE MODEL.

CONTENT:

This document presents the results of a proposed method to the leakages detection on carbon-steel pipelines from pressure measures based on the principal component analysis (PCA). This is applied to the measures taken by the pressure sensors on a loop set up for the building of a baseline mode. One of the ends of the pipeline is linked to an air source to emulate the operative conditions of pressure (no damages), also counts with a section which has adjustable bolts to simulate leaks of different sizes and also locations.

With this new leaks experiments are compared with the baseline model through statistic index T and Q. the comparison with the baseline model is projected on scatter plots, in this way the changes in the measures are related to the leaks. Thus the experimental results show that is reliable the leakage detection by applying PCA to the pressure measures and detect the damage conditions through the statistic index

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de telecomunicaciones. Director: Rodolfo Villamizar Mejía, Doctor en Tecnologías de la información

INTRODUCCIÓN

La fiabilidad en el transporte de fluidos, tales como hidrocarburos o gas, es un aspecto de vital importancia, tanto para la operación continua del proceso, como para la seguridad del mismo. En este tipo de procesos, los fallos ocurren tanto por causas internas como externas, que pueden llegar a generar consecuencias ambientales, económicas y humanas. La detección temprana de fallas en tuberías permite evitar situaciones complejas, como lo ocurrido en la isla Tierra bomba y Cartagena en Julio de este año, donde el fallo de la tubería dejó sin gas natural a la isla por casi una semana; además de un terrible daño ecológico, ya que la línea de tubería es submarina¹. Debido a este y a otros casos similares, la seguridad en el transporte de fluidos se ha enfocado en cómo detectar fallas en estructuras tales como líneas de tuberías.

Uno de los aspectos más relevantes en la detección de fallas es la implementación de sistemas con la capacidad monitorizar el estado de la estructura de forma continua, ya que en múltiples ocasiones esto se hace de manera presencial, realizando visitas periódicas alrededor de toda la tubería. Para estos tipos de monitorización, es importante optimizar la detección donde se pueda diferenciar una estructura prístina, de una que no lo está y que sea fiable al momento de la presencia del daño. Una gran alternativa para esto es el uso de algoritmos computacionales, facilitando detectar una fuga en el menor tiempo posible, ya sea

¹ MUNDO NOTICIAS Surtigas controla fuga en línea submarina que conduce gas natural a la isla de tierra bomba [en línea] disponible en: <https://mundonoticias.com.co/surtigas-controla-fuga-en-linea-submarina-que-conduce-el-gas-natural-a-la-isla-de-tierra-bomba/>

mediante modelos transitorios en tiempo real o mediante el Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés), entre otros ^{2 3 4 5}.

Por lo tanto, en este proyecto se trabajó con un algoritmo basado en los fundamentos relacionados con el Análisis de Componentes Principales; usado en las mediciones de presión obtenidas por sensores ubicados sobre un *loop* de tubería de acero-carbono. Este *loop*, fue acondicionado con 3 sensores de presión en distintas ubicaciones, obteniendo los datos para la creación de un modelo de línea base. Estos mismos sensores se usaron para la monitorización en la línea de tubería con diferentes casos de fugas. Finalmente, se evalúan los diagramas de dispersión con ayuda de los índices estadísticos T^2 y Q , donde se pueden identificar fácilmente las proyecciones de las nuevas medidas con fallos respecto al modelo de línea base, detectando así la fuga.

Este trabajo está comprendido por capítulos que describe el estudio en la detección de fugas. Primero, presenta los conceptos básicos a tener en cuenta y trabajos previos que se asemejan a casos de estudio, donde hay fallas en estructuras y tuberías. Seguido por la metodología propuesta para la detección de fugas, con su respectiva validación experimental y análisis de resultados.

² MUJICA Luis Eduardo, RUIZ Magda, MEJÍA Juan Manuel “Leak detection and localization on hydrocarbon transportation lines by combining Real- Time Transient Model and multivariate statistical analysis” página 6, IOPscience. , Mayo 15, 2015

³ BUENAHORA PÁEZ Hernan S. and MORENO BELTRÁN Gustavo A.. “Estudio del efecto de la temperatura y humedad en el desempeño de un algoritmo de detección de fugas en tuberías de acero-carbono” 2015

⁴ CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, MUJICA Luiz, QUIROGA Jabid “PCA based stress monitoring of cylindrical specimens using PZTs and guided waves” Universidad Politecnica de Cataluya, Universidad Industrial de Sandander 2017

⁵ CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, PEREZ Oscar “Pipe leaks classification by using a data-driven approach based on features from cross-correlated piezo-vibrati” Universidad Politecnica de Cataluya, Universidad Industrial de Sandander 2016

1. OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

Detectar fugas en un *loop* de tubería, implementado a nivel de laboratorio, usando medidas de presión en diferentes puntos de este y basado en el Análisis de Componentes Principales (PCA).

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Obtener una base de casos del comportamiento dinámico de la presión en diferentes puntos de un *loop* de tubería de acero-carbono ante condiciones nominales y casos de fuga en diferentes tramos de este.
- Proponer un algoritmo basado en el Análisis de Componentes Principales (PCA) con capacidad de detectar fugas en diferentes puntos del *loop* de tuberías, similares a la base de casos.
- Evaluar el desempeño del algoritmo en el *loop* de tubería de acero-carbono para tramos con fuga y ante cambios de presión controladas.

2. MARCO CONCEPTUAL

2.1 ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PCA

El análisis de componentes principales es una técnica estadística muy útil que tiene aplicaciones en campos como reconocimiento de rostros, compresión de imágenes, análisis estructurales, localización de fugas, entre otras. Además, es una técnica común para identificar patrones en datos de dimensión alta (imposible de graficarlos) y expresar los datos de tal manera que se resalten sus similitudes y diferencias.

Se requiere de un conocimiento previo de conceptos básicos como lo son: valores y vectores propios, covarianza, correlación, ortogonalidad, normalidad, descomposición de valores singulares y base de un espacio vectorial.

2.1.1 Valores y vectores propios. Se denominan valores propios o raíces características de una matriz cuadrada **A**, a los valores de λ tales que.

$$\det (A - \lambda E) = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \dots a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \dots a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} = 0 \quad (1)$$

Desarrollando el determinante se tiene un polinomio de grado n en términos de λ , se calculan los coeficientes del polinomio y luego se aplica un método para hallar las raíces ⁶.

$$p(\lambda) = \lambda^n + p_1\lambda^{n-1} + p_2\lambda^{n-2} + \dots p_{n-1}\lambda + p_n \quad (2)$$

⁶ SC Propios [en línea] disponible en.
<http://www.sc.ehu.es/sbweb/fisica3/numerico/propios/propios.html>

Las raíces calculadas del polinomio son los valores propios de la matriz, conocidos los valores propios de una matriz cuadrada **A**, se pueden calcular sus vectores propios x correspondientes a cada valor propio λ .

$$Ax = \lambda x \quad (3)$$

Como ejemplo, para el cálculo de los vectores propios, se tiene una matriz cuadrada **A** de dimensión 4.

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{pmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} - \lambda & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} - \lambda \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = 0 \quad (5)$$

Conocido el valor propio λ , tenemos un sistema de ecuaciones homogéneo de 4 ecuaciones con 4 incógnitas. Se asume para x_1 el valor arbitrario de 1 y se convierte en un sistema de tres ecuaciones con tres incógnitas.

$$\begin{cases} a_{21}x_1 + (a_{22} - \lambda)x_2 + a_{23}x_3 + a_{24}x_4 = 0 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + (a_{33} - \lambda)x_3 + a_{34}x_4 = 0 \\ a_{41}x_1 + a_{42}x_2 + a_{43}x_3 + (a_{44} - \lambda)x_4 = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} (a_{22} - \lambda)x_2 + a_{23}x_3 + a_{24}x_4 = -a_{21}x_1 \\ a_{32}x_2 + (a_{33} - \lambda)x_3 + a_{34}x_4 = -a_{31}x_1 \\ a_{42}x_2 + a_{43}x_3 + (a_{44} - \lambda)x_4 = -a_{41}x_1 \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{pmatrix} a_{22} - \lambda & a_{23} & a_{24} \\ a_{32} & a_{33} - \lambda & a_{34} \\ a_{42} & a_{43} & a_{44} - \lambda \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -a_{21}x_1 \\ -a_{31}x_1 \\ -a_{41}x_1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

La matriz de vectores propios proporciona una rotación de los datos originales, estos definen un nuevo eje por cada componente principal. De ahí la importancia que las componentes sean perpendiculares⁷.

2.1.2 Covarianza. La covarianza de una variable bidimensional es la media aritmética de los productos de las desviaciones de cada una de las variables respecto a sus medias respectivas. La covarianza se presenta por σ_{xy} ⁸.

$$\sigma_{xy} = \sum \frac{f_i(x_i y_i)}{N} - xy \quad (9)$$

La covarianza indica el sentido de la correlación entre las variables

- Si $\sigma_{xy} > 0$ la correlación es directa.
- Si $\sigma_{xy} < 0$ la correlación es inversa.

2.1.3 Ortonormalidad. Un conjunto de vectores es ortonormal si es al mismo tiempo es un conjunto ortogonal (que sean perpendiculares entre sí) y la norma de cada uno de sus vectores es igual a 1⁹.

2.1.4 Descomposición de valores singulares.

La descomposición de valores singulares de una matriz real o compleja es una factorización de la misma con muchas aplicaciones en estadística y otras disciplinas¹⁰.

⁷ SC Propios Op. Cit.

⁸ VI TUTOR Covarianza [en línea] disponible en: <https://www.vitutor.com/estadistica/bi/covarianza.html>

⁹ WIKIPEDIA Ortonormal [en línea] disponible en: <https://es.wikipedia.org/wiki/Ortonormal>

¹⁰ WIKIPEDIA Descomposicion de valores singulares [en línea] disponible en: https://es.wikipedia.org/wiki/Descomposicion_en_valores_singulares

2.2 ÍNDICES ESTADÍSTICOS T^2 Y Q

Los índices T^2 y Q permiten comparar las condiciones sin daño de una estructura respecto a su condición con daños. Inicialmente al hacer PCA a una condición de línea base se compara con nuevas mediciones de alguna condición desconocida. Este estado actual comparado con el ideal permite identificar la condición de los datos, donde las diferencias entre el modelo de línea base y el actual se atribuyen a la fuga. Por lo tanto, se calculan estos dos índices: T^2 , que mide la dispersión respecto al modelo y Q mide las variaciones de muestra dentro del modelo PCA¹⁰.

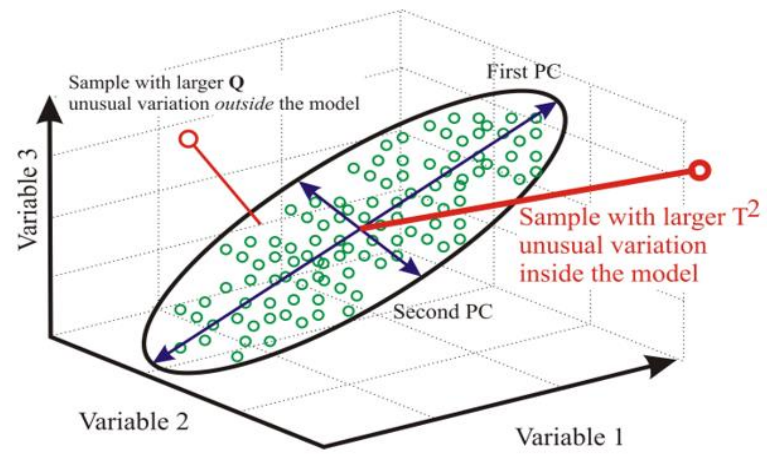
$$Q = \sum_j (e_j)^2 \quad (10)$$

$$T^2 = Z^T \lambda^{-1} Z \quad (11)$$

Donde e_j es el error residual para cada j -ésimo componente principal utilizado para reconstruir el experimento inicial, λ son los valores singulares (son la raíz cuadrada de los valores propios de Z), que corresponden a las variaciones respectivas del espacio reducido y Z es la proyección hacia el espacio reducido. La figura 1 ilustra en donde se calcula estos índices estadísticos.

¹⁰ MUJICA L., "Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures, Structural *health* monitoring" sage 2010

Figura 1. Índices estadísticos T^2 y Q .



3. TRABAJOS PREVIOS

3.1 APLICACIÓN DE PCA PARA DETECCIÓN DE FUGAS EN ESTRUCTURAS

Cuando se realiza la monitorización de una estructura en tiempo real o de forma periódica, se dispone de un gran conjunto de datos, donde en ocasiones resultan complejos de analizar. Por tal motivo se usan técnicas de procesamiento estadístico como Análisis de Componentes Principales (PCA), que ayuden a reducir el tamaño de los datos y extraer la información más relevante. Diferentes publicaciones han demostrado que con el uso de PCA se puede llegar a detectar las fallas en la estructura, con buenos resultados y a bajo costo computacional ¹¹2] ¹²3] ¹³4] ¹⁴5]. Así, mediante PCA se normaliza la información y se extraen patrones de información recogida por los sensores en diferentes condiciones de operación (con defectos y sin defectos).

En ese orden de ideas mediante PCA es posible detectar comportamientos anormales partiendo de los índices estadísticos T^2 y Q que son comúnmente utilizados en procesos de control: Q -estadístico y T^2 -estadístico. El estadístico T^2 es una medida de la variación de cada muestra dentro de la representación obtenida mediante PCA, mientras que el índice Q es la medida de la diferencia o residuo que hay entre una muestra y su proyección en el espacio de características reducidas ¹⁵

Para la detección y localización de fugas en líneas de transporte de hidrocarburos implementando PCA en trabajos previos, proponen una simulación de una tubería

¹¹ MUJICA Luis Eduardo, RUIZ Magda, MEJÍA Juan Manuel Op. Cit.

¹² BUENAHORA PÁEZ Hernan S. and MORENO BELTRÁN Gustavo A.. Op. Cit.

¹³ CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, MUJICA Luiz, QUIROGA Javid Op. Cit.

¹⁴ CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, PEREZ Oscar Op. Cit.

¹⁵ MUJICA L., Op. Cit.

de diferentes tamaños y localizaciones de fugas. Haciendo uso de un modelo transitorio tomando en consideración que la tubería transporta gas, líquido y crudo, las ecuaciones que proponen para el modelo proveen una distribución espacial de presión de fase, velocidad, sostenimiento y otras propiedades de flujo relevantes para un fluido dado y una configuración de línea de tubería.

Se llevaron a cabo 9 simulaciones para cada modelo en condiciones sin daño. Donde en el caso del gas natural emplea 3000 muestras por sensor, usando 4 sensores. La metodología consistía en un análisis multi-variable, esta incluye información relacionada con la estructura sin daños (línea base) para crear un modelo estadístico basado en PCA. Después, los datos recolectados por los sensores son proyectados en un nuevo espacio dado por el modelo PCA. Estas proyecciones proporcionan información acerca de cómo estas nuevas medidas son diferentes a las de la línea base, por lo tanto, para saber si la estructura aún se mantiene en condiciones originales o no (dañada), como ha cambiado y, potencialmente para distinguir entre diferentes tipos de daños ^{16 17 18}.

3.2 DETECCIÓN DE FUGAS CON EFECTOS DE TEMPERATURA Y HUMEDAD

La detección de fugas mediante condiciones variables de temperatura y humedad, hacen que el uso de PCA se pueda aplicar en líneas de tubería que están expuestas a estos cambios constantes en el ambiente. Estas detecciones las realizaron usando el principio piezodiagnos, que consiste en el análisis de ondas guiadas entre dispositivos piezoeléctricos. Por lo tanto, este método se utiliza para la

¹⁶ MUJICA Luis Eduardo, RUIZ Magda, MEJÍA Juan Manuel Op. Cit.

¹⁷ CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, MUJICA Luis, MORENO Gustavo, QUIROGA Javid. "Structural damage continuous monitoring by using a data driven approach based on principal component analysis and cross-correlation analysis" Universidad Politecnica de Cataluya, Universidad Industrial de Sandander

¹⁸ VILLAMIZAR R.. PEREZ O. E., and NAVARRO J. C.. "Pipe Leak Detection base don Statistics from Principal Component Analysis". 2014.

detección de daños, localización y caracterización de materiales. Si un defecto produce variaciones en las características de la onda guiada transmitida a través de la superficie de la tubería, es identificada usando los índices estadísticos.

En este estudio agregaron masas sobre el *loop* de tubería, simulando el esfuerzo que hace la estructura cuando está ya sea bajo tierra o con algunas caídas de rocas. Los efectos de la temperatura sobre este experimento se realizaron al colocar 3 lámparas de 250 [W] para emular la radiación del sol sobre el *loop*, adicionalmente para realizar las variaciones de humedad construyeron un canal galvanizado para acumular agua, donde luego la utilizan para generar perturbaciones de humedad en el ambiente. Los resultados obtenidos se proyectaron sobre los diagramas de dispersión de los índices estadísticos T^2 y Q , con esto se observa claramente cuando hay una agregación de masas como daño, también como cambian los datos dependiendo de la temperatura y humedad ^{19 20}.

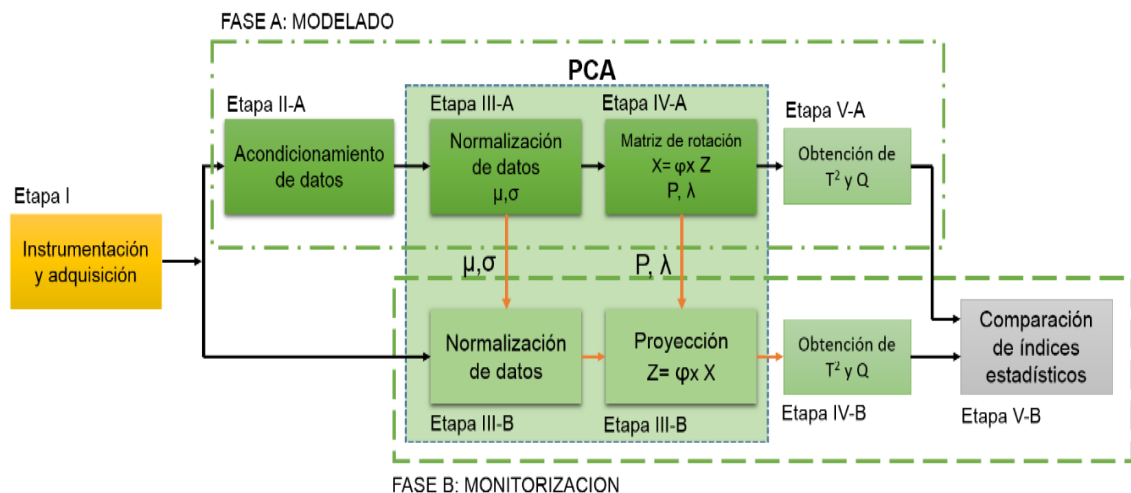
¹⁹ BUENAHORA PÁEZ Hernan S. and MORENO BELTRÁN Gustavo A.. Op. Cit.

²⁰ CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, MUJICA Luiz, QUIROGA Jabid Op. Cit.

4. METODOLOGÍA PARA DETECCIÓN DE FUGAS EN TUBERÍAS

La metodología propuesta para la detección de fugas basada en PCA, consta de dos fases: Fase a: Modelado de línea base y Fase b: monitorización, con una etapa previa común para ambas fases: instrumentación y adquisición de señales de presión. De acuerdo con la figura 2, en la fase de modelado de línea base se organizan las mediciones de presión para la estructura sin daño, en una matriz de casos donde las filas corresponden a repeticiones del experimento y las columnas a cada una de las muestras de la señal adquirida durante un intervalo de tiempo. La fase de monitorización corresponde a la detección del estado actual de la estructura (con o sin fuga) en donde se compara la desviación de índices estadísticos aplicando PCA a partir del modelo de línea base.

Figura 2. Metodología basada en PCA para la detección de fugas



ETAPA 1: INSTRUMENTACIÓN Y ADQUISICIÓN

La primera etapa se compone de la instrumentación necesaria para el sensado de la variable de presión a lo largo de la tubería, así como del sistema de adquisición

y recolección de datos. Esta etapa es común, tanto para para la fase de modelado de línea base, como para la de monitorización el estado actual de la estructura.

4.1 FASE A: MODELADO DE LA LÍNEA BASE

El modelado de línea base consiste en obtener una representación estadística de la estructura a ser monitorizada en condición prístina (sin fugas de presión). Para este modelado se siguen 4 etapas: Etapa 2-A, Acondicionamiento de datos; Etapa 3-A: Normalización de datos; Etapa 4-A: Obtención de matriz de rotación, Etapa 5-A: Obtención de T^2 y Q .

ETAPA 2-A: ACONDICIONAMIENTO DE DATOS

Esta etapa implica la selección de los datos más relevantes para la creación del modelo de línea base y su respectiva organización para la construcción de la matriz de datos. Se escogen los experimentos que tengan las mismas condiciones, ya sea tanto en presión suministrada como el hermetizado de la tubería, con el fin de minimizar la presencia de datos atípicos para esta fase.

Los datos seleccionados se organizan en intervalos de tiempo, entre mayor sea este intervalo más robusto va a ser el modelo. Finalmente, se construye una matriz de datos (X) como se muestra en la figura 3.

Figura 3. Matriz X con los datos seleccionados y organizados.

$$X = \begin{matrix} & \begin{matrix} \text{Sensor1} & \text{Sensor2} & \text{Sensor3} \end{matrix} \\ \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} \end{pmatrix} & \begin{matrix} \text{Exp. 1} \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \text{Exp. n} \end{matrix} \end{matrix}$$

La matriz de datos X se construye a partir del número de sensores utilizados como columnas y el número de experimentos realizados como filas.

ETAPA 3-A: NORMALIZACION DE DATOS

La matriz de datos adquirida se normaliza para evitar problemas de escala, reduciendo la influencia de diferentes fuentes de variabilidad debido a cambios en las condiciones de las pruebas, asegurando que sean similares. La estandarización de la matriz de línea base se calcula utilizando la media de las muestras de cada columna para cada experimento y la desviación estándar, lo que da como resultado la matriz normalizada $\bar{X}$.

$$\bar{X}_{ij} = \frac{x_{ij} - \hat{\mu}^j}{\hat{\sigma}^j} \quad (12)$$

Donde $\hat{\sigma}^j$ es la desviación estándar por sensor y $\hat{\mu}^j$ es el valor medio por columna de la matriz sin daños.

ETAPA 4-A: OBTENCION DE MATRIZ DE ROTACION

Se calcula a partir de la matriz normalizada sin daños ($\bar{X}$) los vectores propios y valores propios siguiendo los pasos en el literal 2.1.1. Con estos valores y vectores propios se calcula la descomposición de valores singulares el cual indica la rotación de los nuevos ejes el espacio reducido.

Las componentes principales corresponden a los vectores propios, para obtener la mayor información de los datos recolectados se necesita de la mayor varianza posible correspondiente a los valores propios. A partir del criterio de Jolliffe ²¹ ($\lambda > 0.7$), nos da la capacidad de explicar el 94.89% de la información.

²¹ GUTIÉRREZ Ester, ONIEVA Luis.

ETAPA 5-A: OBTENCION DE T² Y Q

Como resultado, el modelo de línea base corresponde a los valores medios, desviaciones estándar de cada experimento, sus vectores y valores propios e índices estadísticos T² y Q obtenidos a partir de las ecuaciones (10) y (11).

4.2 FASE B: MONITORIZACIÓN

La fase de monitorización consiste en determinar si el estado actual de la estructura presenta o no fuga de presión (detección de fallo). Esta comprende las siguientes 4 etapas: Etapa 2-B: Normalización de datos; Etapa 3-B: Obtención de matriz de rotación, Etapa 4-B: Obtención de T² y Q, Etapa 5-B: Comparación de índices estadísticos.

ETAPA 2-B: NORMALIZACION DE DATOS

A diferencia de la fase de modelado, en esta etapa no se construye una matriz de datos debido a que en línea consiste de un experimento, se crea un vector fila X_{daños} para proyectarse en el nuevo espacio reducido. Las mediciones de los datos en el estado actual de la tubería se normalizan con la desviación estándar ($\hat{\sigma}_j$) y el valor medio ($\hat{\mu}_j$) obtenidos en la fase de modelado usando la ecuación (12).

ETAPA 3-B: PROYECCION DE DATOS

En esta etapa el vector fila correspondiente al estado actual de la tubería se proyecta en el espacio reducido creado al aplicar PCA al modelo de línea base, usando el modelo estadístico como muestra la ecuación (12). Con el fin de lograr diferenciar los estados con daño del estado prístino correspondiente al modelo de línea base.

$$Z_{daños} = \varphi_{sin\ daños} \bar{X}_{daños} \quad (12)$$

Donde Z es la proyección de los datos con daño, φ es el vector propio calculado de la matriz sin daño y $\bar{X}$ para este caso en la matriz normalizada de la medición con daños.

ETAPA 4-B: OBTENCION DE T^2 Y Q

Con la proyección del vector fila del estado actual de la tubería (con o sin daños) se calculan los índices estadísticos T^2 y Q obtenidos a partir de las ecuaciones (10) y (11).

ETAPA 5-B: COMPARACION DE INDICES ESTADISTICOS

La comparación de los índices estadísticos consiste en las diferencias de magnitud y posición al graficar estos índices producidos entre la nueva toma de datos con daños y el modelo de línea base, asociado a la presencia de una fuga sobre la tubería en un gráfico de la variación con respecto a la dispersión dentro del modelo PCA ideal.

5. VALIDACIÓN EXPERIMENTAL

En este capítulo se presenta la validación experimental de la metodología propuesta, aplicada en un modelo experimental. Este consiste de un *loop* de tubería de acero-carbono, perteneciente al grupo CEMOS e instalado en la sede Guatiguará de la UIS.

5.1 MODELO EXPERIMENTAL

El modelo experimental consiste en un *loop* de tubería de acero-carbono de 1.5" de diámetro y es mostrado en la figura 4. Tal como se observa, consta de tramos de tubo acero-carbono con conectores de tipo brida, 3 uniones tipo T con un *coupling* donde se conectan los sensores y uniones tipo codos con el fin de tener todo el circuito conectado. La Tabla 1 describe las longitudes de cada uno de los accesorios descritos anteriormente.

Tabla 1. Medidas para cada tipo de sesión utilizada en el circuito de tubería.

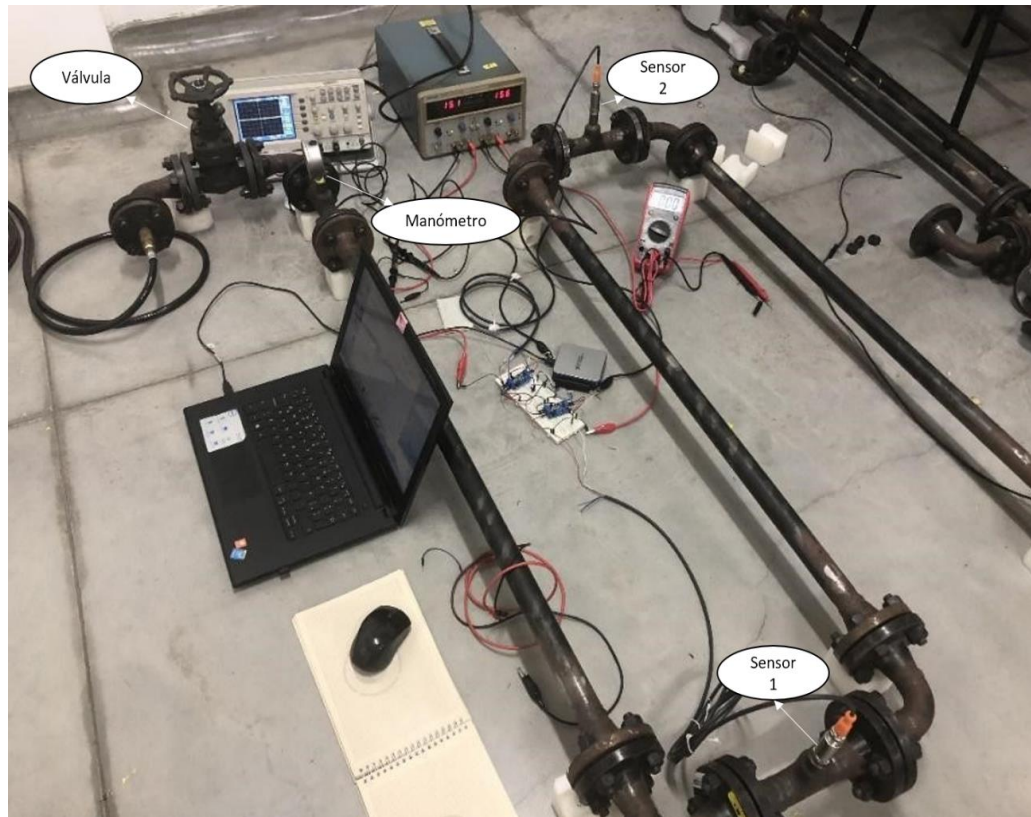
Secciones	Longitud c/u
Tubos largos	1 [m]
Uniones tipo codos	17 [cm]
Uniones tipo T	19 [cm]
Válvula de compuerta	15 [cm]

Con estas características del *loop* se realizaron 2 experimentos:

Experimento 1: Primero se implementó el circuito con una válvula de puerta que se abre mediante el levantamiento de una compuerta permitiendo así el paso del aire que se ubicó al extremo inicial de la tubería, las uniones tipo T se organizaron de tal manera que todo el circuito estuviera conectado, con una longitud total de la tubería de 4.34m. Se colocó un manómetro para verificar la presión, esta configuración se completó disponiendo de los sensores de presión PT5404 con el

fin de comprobar mediciones de presión y el hermetizado de la tubería acero-carbono. Los sensores se ubicaron; el primero a 1.95m del inicio del *loop* y el segundo sensor a 3.47m, ilustrado en la figura 4.

Figura 4. Circuito de tubería acero-carbono



Experimento 2: Tras varias mediciones se decidió descartar la válvula de compuerta, ya que estaba produciendo pérdidas de aire no deseadas a la hora de abrir y cerrar. Para esto se conecta la fuente de aire al circuito de la tubería de forma manual, el *loop* de tubería final se amplió a una longitud total de 7.25m y se configuró con 3 sensores, el primero reemplazando el manómetro conectado a 43.5cm del inicio del circuito, el segundo sensor a 3.71 m y el tercer sensor a 7.15 m de la entrada de la fuente de aire respectivamente. En la figura 5 se ilustra el diseño final.

Figura 5. Montaje final del circuito de tubería.



En una de las secciones de tubería es posible causar fugas mediante la manipulación de pernos, así los agujeros permanecen sellados herméticamente o también facilitan la generación de fugas graduales. Con el montaje final de la tubería, se procedió a la instrumentación de los sensores usado en este trabajo.

5.2 INSTRUMENTACIÓN Y ADQUISICIÓN

Se planteó realizar el modelo de línea base aplicando PCA con 2 sensores de presión. Luego de obtener diferentes experimentos con dos variables, resultó que estos datos se pueden expresar en un espacio bidimensional, es decir, la aplicación de PCA no sería relevante ya que no habría una reducción de variables. Por tal motivo, se adquirió un tercer sensor, haciendo la reducción de espacio dimensional más significativa para construir el modelo de línea base. Los sensores tienen una salida analógica de voltaje para facilitar la adquisición de datos. Los sensores tomados en consideración fueron:

5.2.1 Sensor analógico de corriente. Los sensores electrónicos PT5404 de *ifm electronic* disponen de una salida analógica (4...20 mA) ver figura 6. La compacta y robusta carcasa hecha de metal proporciona una protección IP67/IP69K, el rango de medida está entre 0-145 PSI. Este sensor es muy fiable, ya que a parte de un buen rango de medida posee una precisión de $< \pm 0,5 \%$ y una repetibilidad de $\pm 0,05 \%$, de igual forma posee una gran resistencia ante golpes y vibraciones, siendo ideal para usos industriales en aplicaciones hidráulicas y mecánicas²².

Figura 6. Sensor de presión PT5404



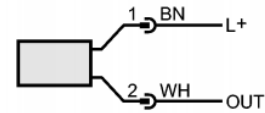
La salida del sensor consta de 2 cables, uno para la alimentación (cafe) y otro para la salida de corriente (blanco). La figura 7 ilustra la configuración de este sensor.

Figura 7. Configuración electrónica del sensor.

²² IFM ELECTRONIC "instrucciones de montaje. Sensor de presión para aplicaciones industriales PT5404" 2013

Wiring

Core colours
BN brown
WH white



5.2.2 Sensores analógicos de voltaje. Para el tercer sensor electrónico de salida de voltaje se consideraron 2 opciones:

Un sensor de presión con salida analógica de voltaje (1-4.5V) referencia B07HLPD1KC, ver figura 8. El sensor tiene un rango de presión de 0-500 psi, con precisión del 2% y grado de protección IP67. La calibración se hace mediante amplificadores no inversores lineales para adecuar la salida máxima y mínima de voltaje con los otros 2 sensores de presión y con el convertidor. Sin embargo, solo se logró calibrar el voltaje mínimo de salida, el voltaje máximo de salida no coincide debido a la gran diferencia de rango en presión que soportan²³.

Figura 8. Sensor de presión B07HLPD1KC



Un segundo sensor de presión con salida analógica de voltaje (1-4.5V) referencia HK1100C, ver figura 9. Este tiene un rango de presión de 0-174 psi, con precisión de 1.5% y grado de protección IP67. Con este sensor, que tiene un rango similar al

²³ DATASHEET sensor de presión B07HLPD1KC

de los 2 PT 5404 se logró calibrar los 3 de tal modo que el voltaje de salida sea el mismo con presiones mínima y máxima. La conexión de este sensor consta de 3 cables, alimentación (rojo), referencia a tierra (negro) y salida analógica del sensor (amarillo) ²⁴.

Figura 9. Sensor de presión HK1100C.



A partir de las características mencionadas, se utilizaron 2 sensores de salida analógica de corriente PT5404 y un sensor analógico de voltaje HK1100C para la validación del experimento. La instalación de estos sensores en la tubería fue sencilla, siendo solo envolver con cinta de teflón la rosca para evitar fugas no deseadas y enroscar cada sensor a los *coupling* de la tubería.

5.2.3 Caracterización de los sensores. Para la caracterización de los sensores PT5404 fue necesario el uso de módulos convertidores corriente-tensión (figura 10), al final de la transmisión de señal de corriente que soporta entradas entre 4-20 mA, y salidas de voltaje entre 0-10 V. En cambio, el sensor HK1100C ya viene con una salida de tensión por tal motivo no fue necesario de un tercer convertidor. El rango escogido para la caracterización es de 0-2.2 V donde el máximo indica 80 psi. Para comprobar el voltaje que teníamos a cierto valor de presión y corriente,

²⁴ ISWEEK, “Low cost hydraulic pressure pneumatic oil pressure sensor HK1100C”

primero se validó con el osciloscopio, un manómetro y el multímetro respectivamente (figura 11).

Figura 10. Modulo convertidor de corriente-tensión

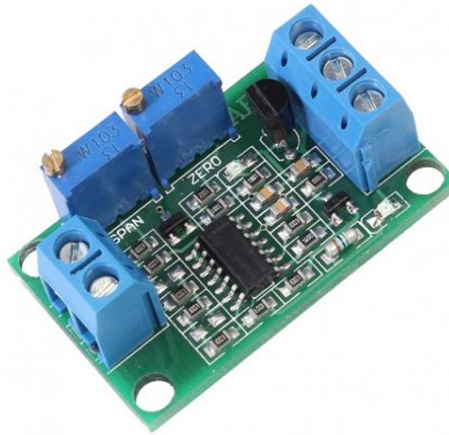
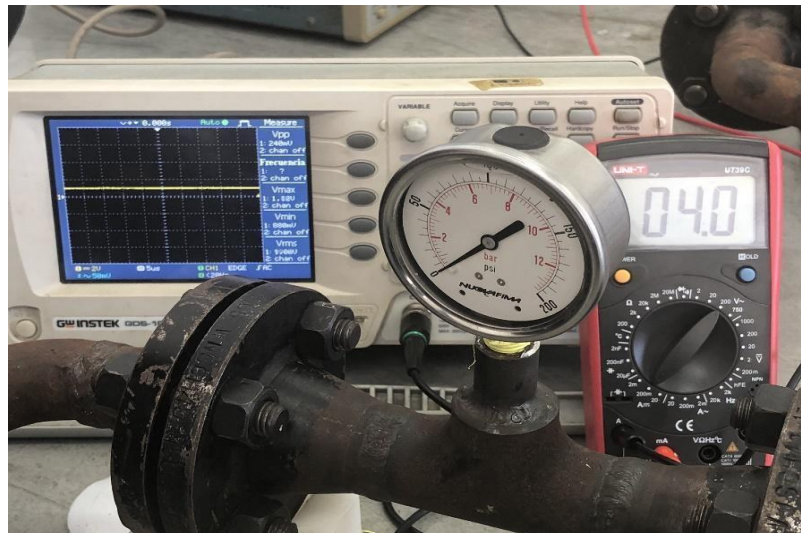


Figura 11. Comprobación de voltaje, presión y corriente.



Con el osciloscopio se midió la tensión a la salida de los sensores PT5404, de igual forma con el multímetro se observó la corriente de salida y el manómetro nos mostró a que presión estábamos en esos valores de voltaje. Se calibraron los convertidores

de tal forma que cuando fuera una presión de 0 psi mostrará 0.5V en la señal tomada por los sensores, y para una presión máxima de 80 psi fue aproximadamente 2.3V. Las diferencias de estos valores de referencia eran mínimos entre todos los sensores debido a que se calibraron los PT5404 basados con la tensión de salida del sensor HK1100C.

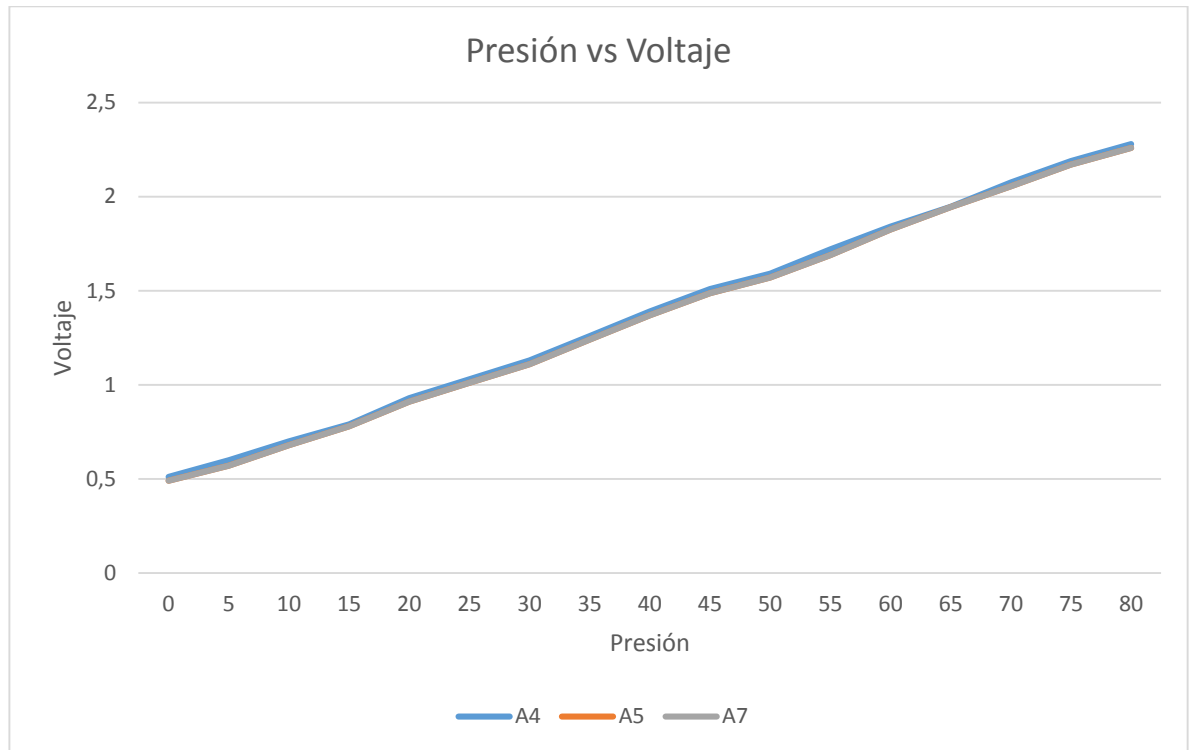
Una vez se calibraron todos en el mismo voltaje se disminuyó la presión desde los 80 psi hasta 0, se varió la presión disminuyendo cada 5 psi. La tabla 2 muestra los valores obtenidos.

Tabla 2. Valores obtenidos por cada sensor al variar la presión

PSI	mA	sensor 1 (A4)[V]	sensor 2 (A5)[V]	sensor 3 (A7)[V]
0	4	0,51	0,49	0,49
5	4,4	0,6	0,57	0,57
10	4,9	0,7	0,68	0,68
15	5,4	0,79	0,78	0,78
20	6	0,93	0,91	0,91
25	6,5	1,03	1,01	1,01
30	7	1,13	1,11	1,11
35	7,6	1,26	1,24	1,24
40	8,2	1,39	1,37	1,37
45	8,8	1,51	1,487	1,487
50	9,2	1,59	1,57	1,57
55	9,8	1,72	1,69	1,69
60	10,4	1,84	1,825	1,825
65	11	1,9465	1,945	1,945
70	11,5	2,075	2,055	2,055
75	12,1	2,19	2,17	2,17
80	12,5	2,28	2,26	2,26

Posteriormente los valores de la tabla 1 se graficaron para observar la relación entre voltaje y presión para saber el comportamiento de los sensores, ver grafica 1

Grafica 1. Relación entre presión y tensión



A partir de lo obtenido, se observó que los sensores tienen un comportamiento lineal, haciendo su uso mucho más sencillo. Ambas referencias funcionan perfectamente ya que cumple con las especificaciones de la hoja de datos, donde el rango escogido funciona para el diseño del modelo de línea base. Una vez comprobado que obtuvimos medidas de tensión a determinados valores de presión, la salida de cada uno se conectó a una tarjeta de adquisición de datos. Esto con el fin de poder tener las mediciones necesarias y hacer una caracterización precisa de los sensores.

5.2.4 Sistema de adquisición y recolección Ya que los datos de salida son valores de tensión analógica, la adquisición se usa por medio de la Tarjeta *DAQ National*

Instruments® que se encarga de generar las muestras digitales para observar la señales en los canales escogidos.

La herramienta para visualizar el comportamiento de los sensores es una aplicación de MATLAB llamada “*Data Acquisition Tool*”, esta permite hacer una monitorización de las señales de voltaje entregadas por los 3 sensores al mismo tiempo.

Figura 12. Tarjeta DAQ NI-USB 6009.



5.3 IMPLEMENTACIÓN DE LA METODOLOGÍA

Para ambas fases de la metodología se realizaron múltiples pruebas. Estas se hicieron con una tasa de muestreo de 2.5 muestras por segundo, esta frecuencia se calcula con un periodo de muestreo basado en el criterio de los $4T$, que con un mínimo de 10 muestras por segundo se tiene lo necesario para observar el estado estable de la fuga.

5.3.1 Modelado. Para el modelo de línea base se hicieron 7 pruebas de 6 minutos, cada una comenzó a tomar datos una vez que la tubería ya estaba completamente cargada, a partir de estas pruebas se hizo un análisis de la señal para seleccionar los datos más significativos para la creación del modelo. Con esto, se organizaron

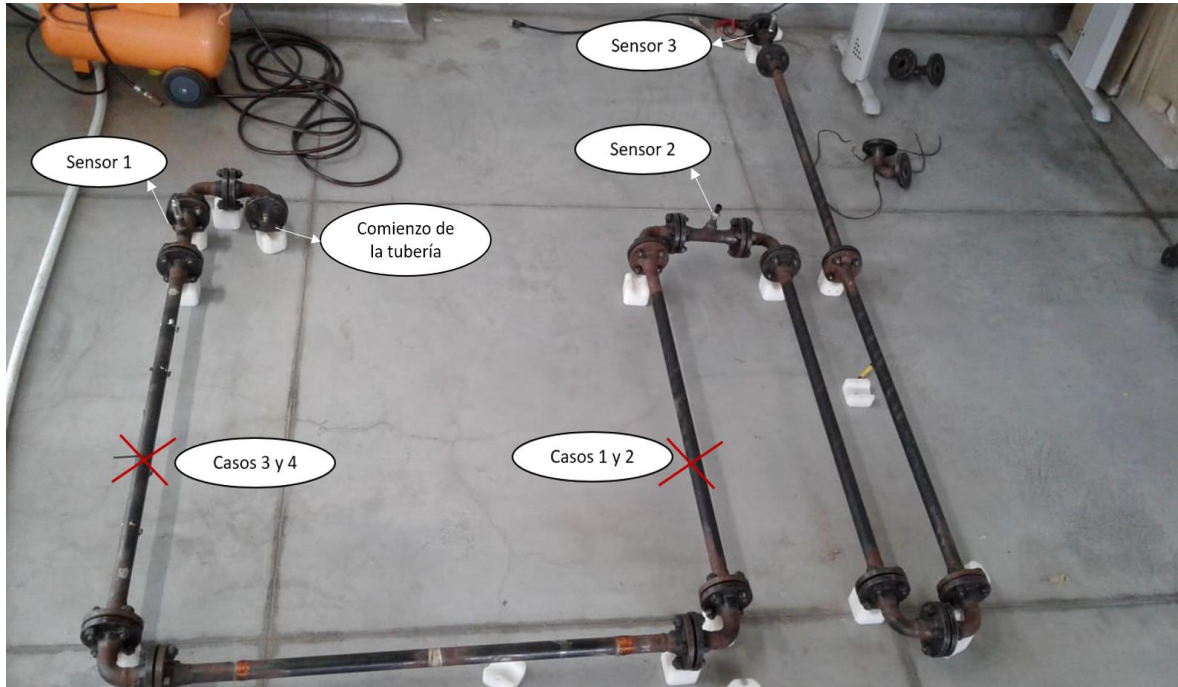
separando los datos de cada prueba en 7 paquetes de datos de un minuto cada uno, obteniendo 42 tomas del caso sin daños para hacerlo un modelo robusto.

5.3.2 Monitorización. Para los casos de fugas de diferente tamaño se realizaron 15 pruebas de 3 minutos por caso, donde en el primer minuto la tubería se iba a cargar completamente, un minuto después de haber cargado se generó la fuga y se mantuvo así hasta que el programa terminara de tomar los datos durante este tiempo.

Posteriormente se analizaron todas las señales obtenidas por estas pruebas, dejando un total de 10 significativas; descartando las más apticas. También se hizo un recorte de datos a la señal transitoria cuando se carga la tubería puesto que no es relevante para el experimento, se dejó cada prueba en paquetes de un minuto igual que en el modelado. La importancia de esto es para obtener una buena señal transitoria en el estado de monitorización, para que la matriz de daños se diferencie con la de la línea base.

5.3.3 Ubicación de fugas y creación de los casos. Se realizaron pruebas experimentales sobre el circuito de tubería de acero-carbono, para evaluar la capacidad del algoritmo en diferentes puntos, ver figura 13. Se acondicionó el diseño con tres sensores de presión a lo largo de la estructura. Las condiciones operativas se controlaron a través de un compresor de máximo 80 psi en uno de los extremos, los pernos y otros elementos utilizados para recrear los daños por fugas se ubicaron en distintos puntos.

Figura 13. Ubicación de las fugas.



Se realizaron los primeros 4 casos con fugas y posiciones diferentes sobre la línea de tubería y los casos 5 y 6 cambiando solo la posición a los sensores.

Tabla 3. Características de los casos.

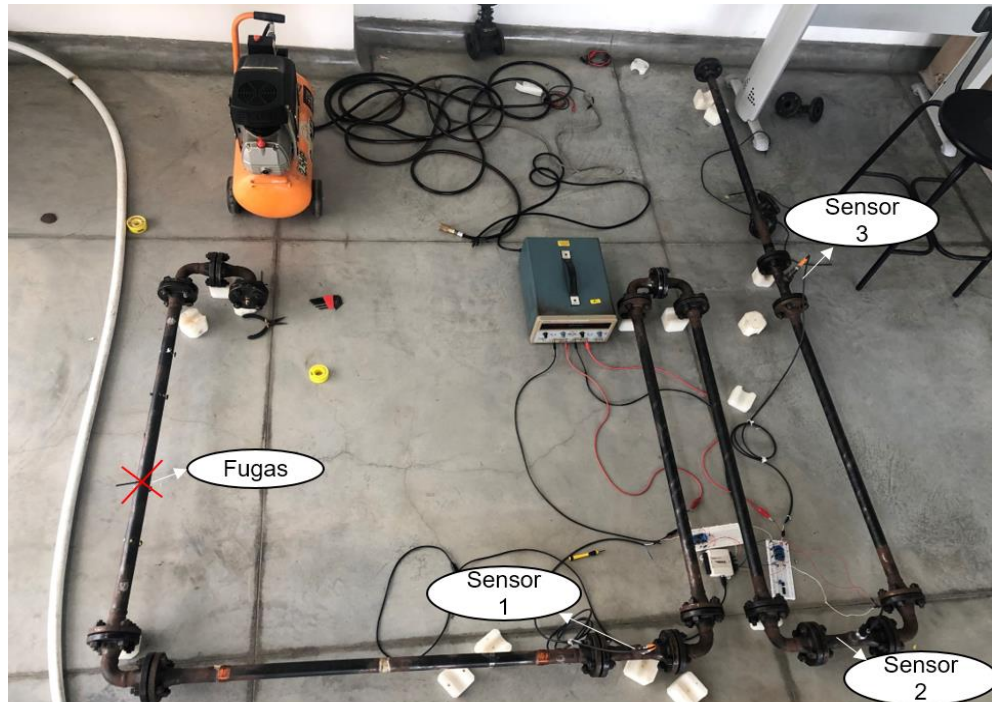
Casos de fuga	Distancia de la fuga del inicio del <i>loop</i> [m]	Magnitud de la fuga [pulgadas]
1	3.24	1/8
2	3.24	1/4
3	1.19	1/4
4	1.19	1/8
5	1.19	1/4
6	1.19	1/8

Con el fin de que la fuga tenga siempre la misma magnitud y el mismo instante de tiempo, se creó una serie de pasos para que las condiciones fueran similares entre experimentos. Este criterio consistió en:

- Para los casos 1 y 4, se desenroscó tres veces el perno hasta escuchar una fuga similar en todos los casos, en cambio para los casos 2 y 3 se desenroscó cuatro veces.
- Para todos los casos en una nueva toma de datos se envolvió con cinta teflón la rosca de los pernos con dos vueltas.
- Siempre al iniciar una prueba el compresor tiene que estar en su nivel máximo de aire.
- Cronometrar un minuto una vez que se conectaba el compresor a la tubería y partir de allí al cumplirse, generar la fuga.

De manera adicional, se realizaron 2 casos más (Caso 5 y 6) con el fin de corroborar el comportamiento de los sensores, y concluir que las medidas de presión independientemente de las posiciones de estos son similares. Para estos casos las fugas fueron las mismas de los casos 3 y 4 respectivamente, sólo se desplazaron los sensores como se muestra en la figura 14.

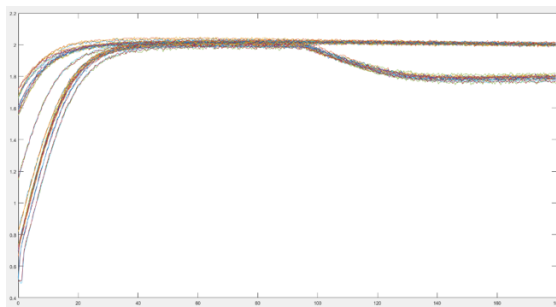
Figura 14. Ubicación de las fugas con la nueva posición de los sensores.



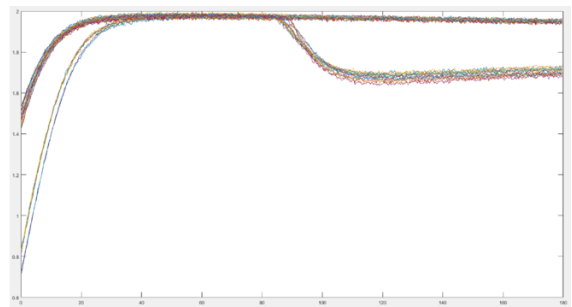
5.4 RESULTADOS EXPERIMENTALES

Se realizó una comparación de los datos obtenidos al hacer los experimentos de todos los casos con daños respecto al ideal como se ilustra en la figura 15, se puede observar los cambios de presión al instante de producir la fuga.

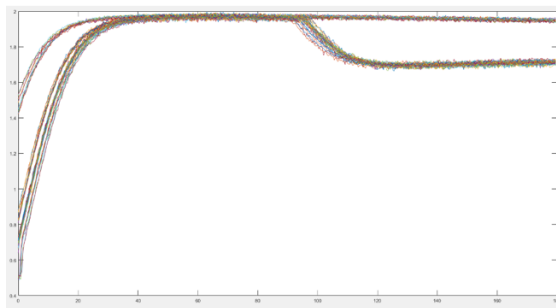
Figura 15. Gráficas comparativas del caso ideal respecto a casos con fugas en diferentes distancias y magnitudes.



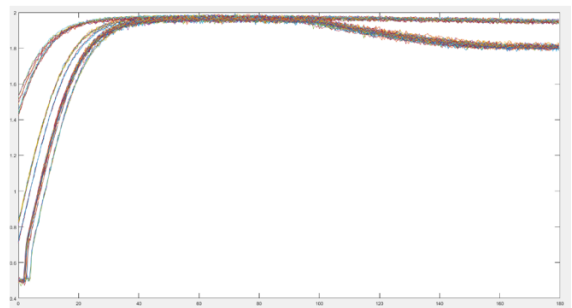
a). Modelo sin daños comparada con el caso 1.



b). Modelo sin daños comparada con el caso 2.

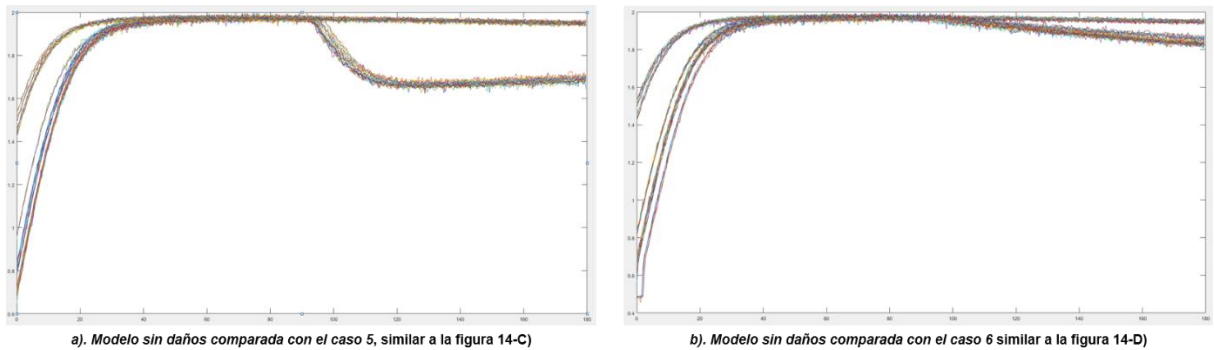


c). Modelo sin daños comparada con el caso 3.



d). Modelo sin daños comparada con el caso 4.

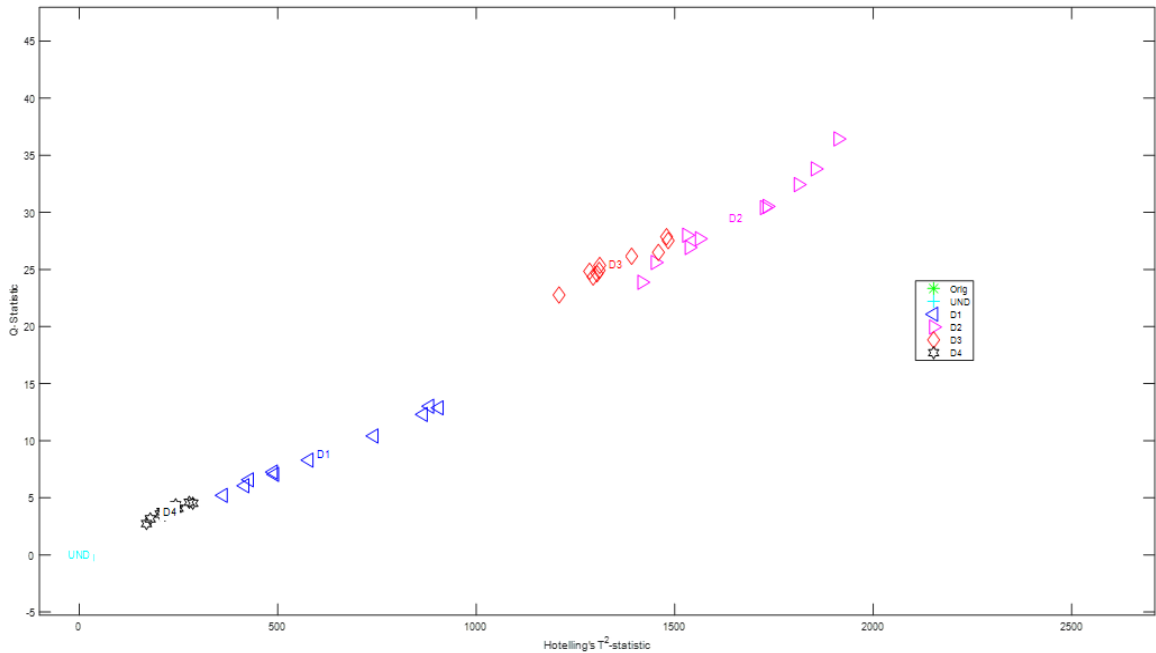
Figura 16. Gráficas comparativas de los casos adicionales respecto a los sensores en diferentes distancias.



5.4.1 T2 VS Q DE LOS CASOS 1,2,3 Y 4

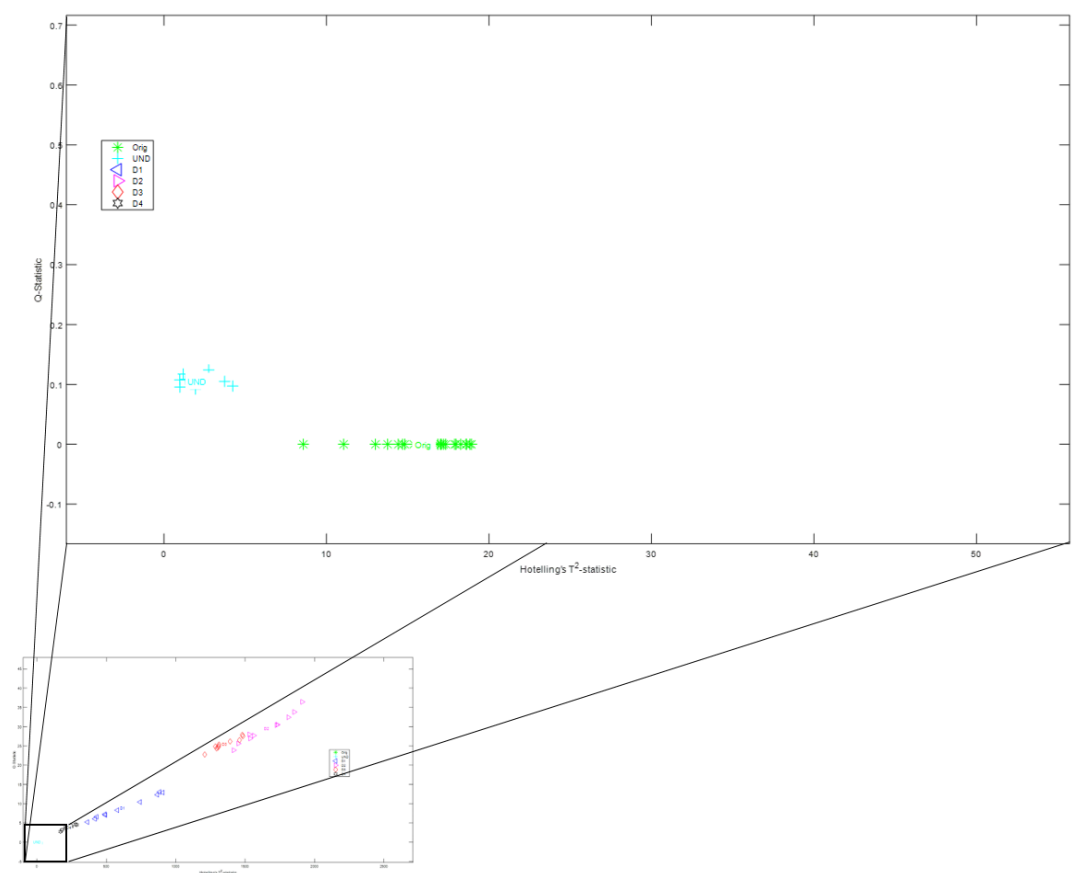
Para el modelo de línea base se construyó un modelo PCA con experimentos realizados para la estructura sin daños, resultando con 17 componentes principales. Posteriormente las pruebas realizadas utilizando la estructura con daños se proyectaron sobre el modelo PCA ideal. Los resultados que se ilustran a continuación, se obtuvieron al calcular los índices T^2 vs Q mediante diagramas de dispersión para cada caso de las fugas.

Figura 17. Diagrama de dispersión T^2 vs Q para los casos con fugas respecto al modelo base.



El modelo sin daños no se logra observar muy bien en la figura 17, ya que con el diagrama de dispersión al graficar el comportamiento de estos datos estarían muy cerca de un modelo ideal en cero. La ilustración de la figura 18 muestra el caso base con poca variación, lo que indica que estos experimentos se realizaron de la forma más prístina posible.

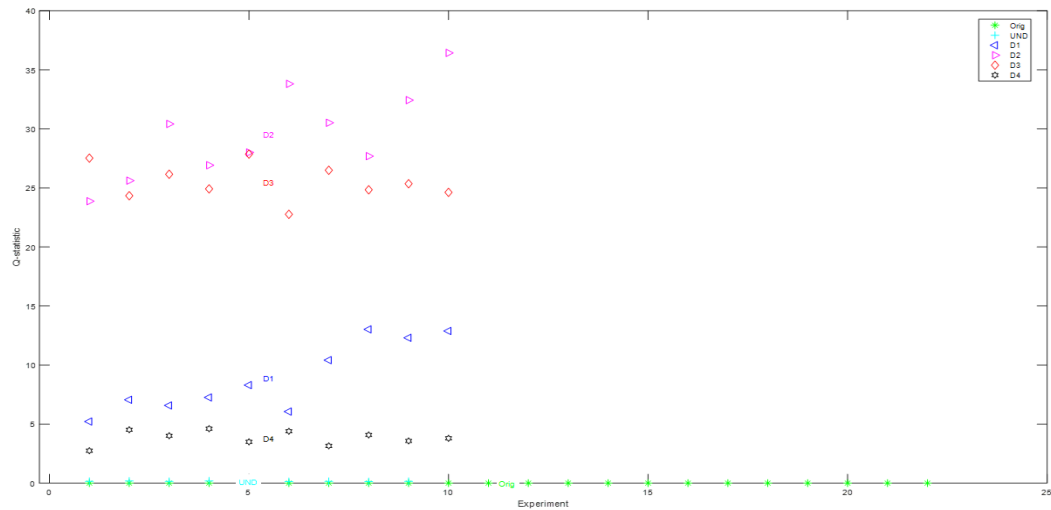
Figura 18. Zoom de los índices estadísticos para el modelo base (no observable respecto a las fugas).



5.4.2 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q DE LOS CASOS 1,2,3 Y 4

Resultado obtenido al comparar el índice Q con respecto al modelo base.

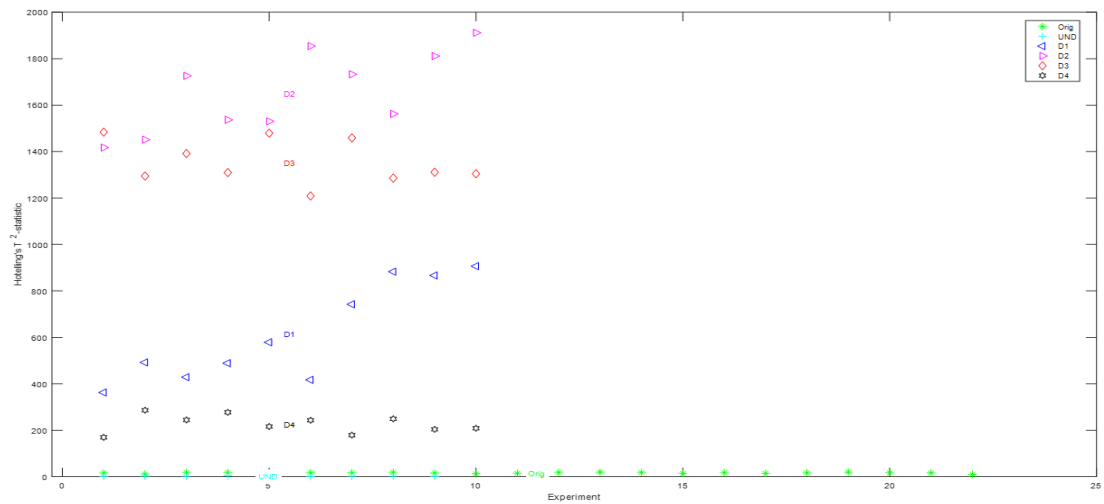
Figura 19. Diagrama de dispersión del índice estadístico Q.



5.4.3 ÍNDICE ESTADÍSTICO T^2 DE LOS CASOS 1,2,3 Y 4

Resultado obtenido al comparar el índice T^2 con respecto al modelo base.

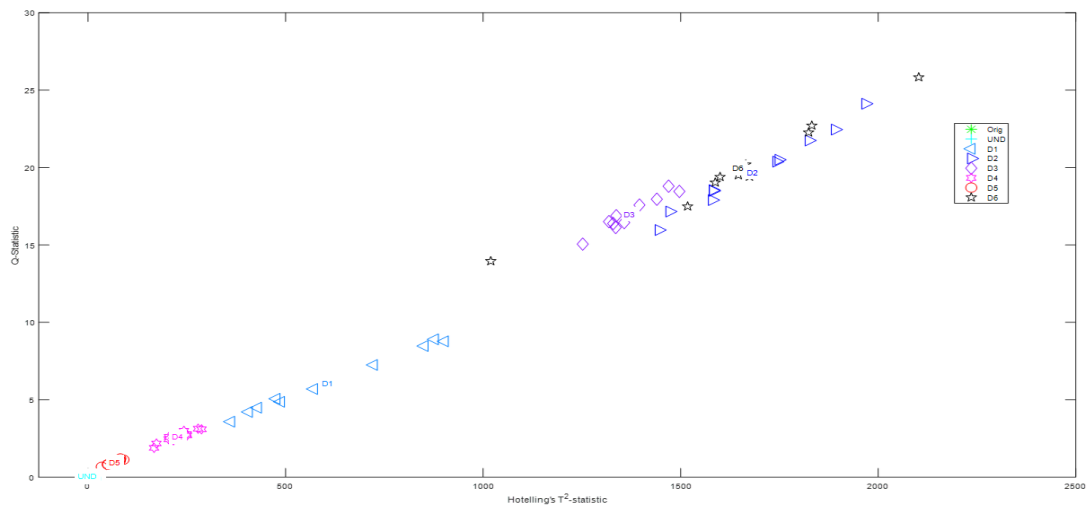
Figura 20. Diagrama de dispersión del índice estadístico T^2



5.4.4 T^2 VS Q DE LOS CASOS 1,2,3,4,5 y 6

El resultado que se ilustra a continuación, se obtuvo al calcular los índices T^2 vs Q para los casos que ya se tenían junto con los nuevos casos 5 y 6 al mover los sensores.

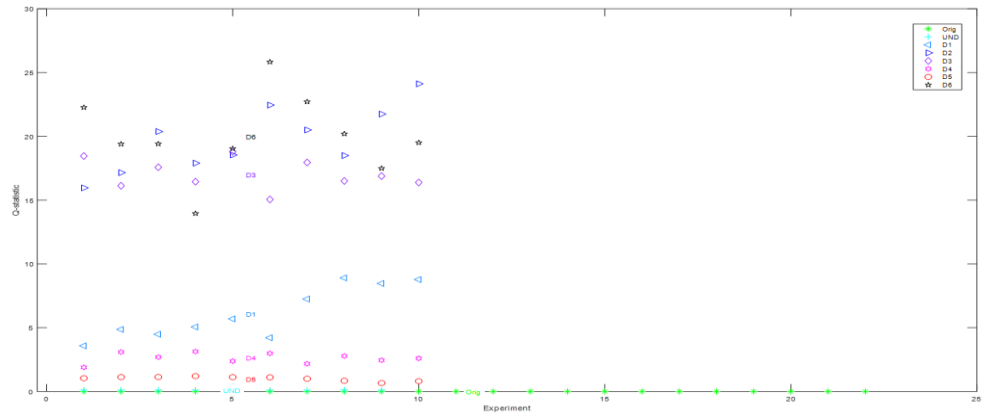
Figura 21. T^2 vs Q con todos los casos, incluyendo los adicionales 5 y 6 habiendo movido solo los sensores.



5.4.5 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q DE LOS CASOS 1,2,3,4,5 y 6

Resultado obtenido al comparar el índice Q con respecto al modelo base.

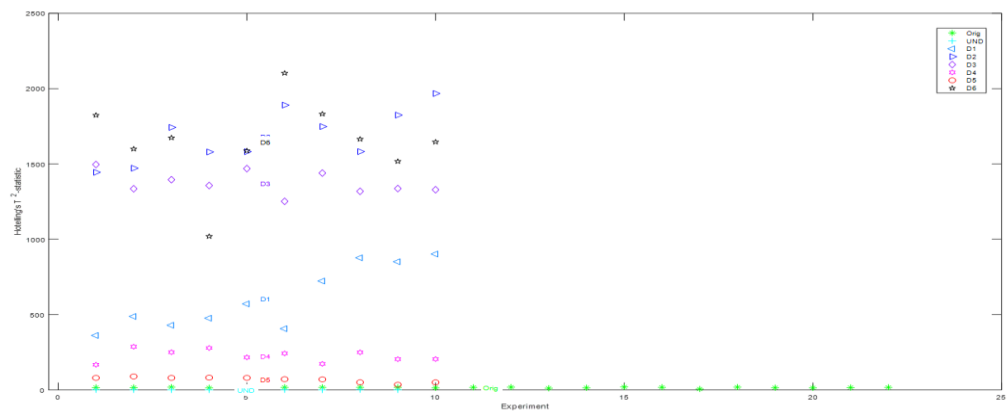
Figura 22. Diagrama de dispersión de solo el índice Q, con los casos adicionales habiendo movido solo los sensores.



5.4.6 ÍNDICE ESTADÍSTICO T2 DE LOS CASOS 1,2,3,4,5 y 6

Resultado obtenido al comparar el índice T^2 con respecto al modelo base.

Figura 23. Diagrama de dispersión de solo el índice T^2 , con los casos adicionales habiendo movido solo los sensores.



6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

6.1 COMPARACIÓN DEL MODELO DE LÍNEA BASE CON LOS CASOS SIN FUGAS

Las gráficas a) y d) de la figura 15 corresponden a fugas pequeñas y su caída de presión va desde los 2 V hasta 1.8 V, ilustrando el momento cuando el compresor se conectó a la tubería, sin embargo, en la organización de datos esto no es relevante en este análisis. Para las gráficas b) y c) su voltaje bajó hasta casi 1.6 V, lo que indica una fuga grande. Además, la respuesta transitoria cuando aparece el daño es fácil de identificar.

Para los 2 casos adicionales. Todos los sensores se cambiaron de posición con lo que se obtuvo el mismo comportamiento con los 2 tipos de fugas en estos estados. Las gráficas donde se comparan los nuevos casos con el ideal se ilustran en la figura 16, la señal debido a la caída de presión es muy similar a las gráficas c) y d) de la figura 15.

6.2 T^2 vs Q PARA CASOS 1,2,3 Y 4

Los índices estadísticos T^2 y Q para los experimentos realizados en el literal **5.3.1**, se estimaron con 17 componentes principales. En los grupos obtenidos se observó una diferencia importante entre los diferentes tipos de fuga, obteniendo una separación de casos de daños para fines de clasificación. Los casos 2 y 3 (etiquetas D2 y D3 respectivamente) muestran que su proyección respecto al modelo base son más distanciados, dando a entender que la magnitud de su fuga es mayor. Esto se comprueba ya que ambos casos son con fugas de $\frac{1}{4}$ de pulgada, también indica que las condiciones en las que se llevó a cabo los experimentos, comenzando con el pre-procesamiento de los datos fue el más óptimo para que estas mediciones se proyecten sobre un espacio específico del modelo. De igual forma para los casos 1

y 2 (etiquetas D1 y D4 respectivamente), corresponden a fugas de $\frac{1}{8}$ de pulgada, lo cual se presentaron más cerca al modelo base siendo una fuga de magnitud pequeña.

6.3 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q PARA CASOS 1,2,3 Y 4

Para todos los casos con daño, se proyectó por separado cada índice estadístico comparado con el modelo de línea base. En el literal **5.3.2** se ilustra el índice Q, al trazar en el diagrama de dispersión los daños producto de las fugas, se puede ver claramente una diferencia. Los casos con las fugas pequeñas se identifican en la agrupación de los datos que están cerca al modelo ideal, esto es debido al cambio en la magnitud de la tensión y que hace que baje la presión (para este caso bajó de 2 V a 1.8 V). En cambio, para los casos con las fugas más grandes se ubican a una distancia mayor a la del modelo ideal, pero se identifica claramente un caso de daño con una magnitud mayor.

6.4 ÍNDICE ESTADÍSTICO T^2 PARA CASOS 1,2,3 Y 4

El literal **5.3.3** ilustra las diferencias al trazar los datos de los casos con daños comparadas con el modelo ideal. Se observa que el índice estadístico T^2 es menos sensible que el índice Q, ya que las proyecciones de las fugas pequeñas y grandes están un poco más juntas. Con lo anterior, al usar solo uno de los índices, ya sea Q o T^2 , cada daño se puede diferenciar con respecto al caso sin daños. Por lo tanto, solo con fines de detección cualquiera de los dos índices podría ser efectivo y suficiente como muestra la figura 19 y 20 respectivamente.

6.5 T^2 vs Q PARA CASOS 1,2,3,4,5 Y 6

De manera adicional, se realizaron 2 casos más (Caso 5 y 6), en el literal **5.3.4** se registró estos experimentos. Se logró proyectar en los diagramas de dispersión los índices T^2 y Q de los casos anteriores junto con los nuevos. Para los casos 5 y 6 se tomaron las mismas fugas de los casos 3 y 4, con lo que se esperaba que los datos tuvieran una proyección similar. La etiqueta D5 al tener una magnitud pequeña en la fuga está cercana al conjunto de mediciones que tiene la misma condición, del mismo modo aplica para D6. Con esta combinación de índices estadísticos podemos diferenciar mejor la detección de fugas a base de medidas de presión, y concluir que independientemente de la ubicación de los sensores, estos midieron datos de presión muy similares a donde se ubicaban antes.

6.6 ÍNDICE ESTADÍSTICO Q PARA CASOS 1,2,3,4,5 Y 6

Al analizar los índices estadísticos por separado de todos los casos, se obtuvo el resultado que se esperaba al obtenido cuando se tenían los primeros 4 experimentos. El literal **5.3.5** ilustra el trazado de los datos, el cual también es fácil ver una diferencia comparada con el modelo de línea base, ya que agrupa los casos según su magnitud.

6.7 ÍNDICE ESTADÍSTICO T^2 PARA CASOS 1,2,3,4,5 Y 6

El literal **5.3.6** tuvo similitudes con la figura 20, este índice estadístico al ser menos sensible que el Q, ilustra una proyección donde los agrupamientos de los datos están un poco más juntos, de igual forma es evidente una diferencia de casos. Debido a lo anterior el mover los sensores de posición no afecta la detección y por consiguiente los experimentos tendrían las mismas condiciones.

7. CONCLUSIONES

Al utilizar el Análisis de Componentes Principales para la detección de fugas en tubería de acero-carbono, utilizando medidas de presión, se pudo evidenciar experimentalmente su validez. En este sentido, se demostró que los índices estadísticos T^2 y Q son adecuados como índice de daño para la detección de fugas, ya que tiene una buena capacidad para diferenciar la tubería en condición saludable respecto a la condición con fuga.

Al cambiar de posición los sensores respecto a la posición del daño, las medidas de presión en los puntos de medición seleccionados, seguían siendo similares independientemente de la ubicación de los sensores, por lo que si se utilizara solamente índices estadísticos no sería posible localizar la fuga.

Al analizar el diagrama de dispersión con índices Q o T^2 por separada, el daño se puede diferenciar con respecto al modelo de línea base. Por lo tanto, solo con fines de detección, cualquiera de los dos índices podría ser efectivo y suficiente. Por lo anterior la combinación de estos índices podría mejorar la detección de la fuga.

Se estableció una metodología para la creación de escenarios que consideren las mismas condiciones para todos los casos con daños, como lo fueron; nivel de presión, instantes de tiempo en que se generó el daño y magnitud de la fuga según eran los casos. De esta manera, fue posible obtener la cantidad de mediciones experimentales y suficientes para crear los casos.

Al proyectar las mediciones mediante PCA en los diagramas de dispersión, se puede ver que las fugas que tienen la misma posición convergen en la misma dirección. Además, la ubicación de los puntos viene dada por la magnitud o tamaño de la fuga. En conclusión, es claramente viable la detección de cualquier fuga considerando que cada caso tenga condiciones similares de los experimentos.

8. TRABAJOS FUTUROS

Este proyecto tiene mucho potencial para ser optimizado y mejorado ya que no importa cuántas variables o sensores se añadan, siempre se va a poder hacer una reducción del espacio; si se hace una implementación con más sensores de presión, puede hacer que el modelo de línea base sea más robusto. De igual forma con una tubería de acero-carbono más larga se puede alcanzar a obtener no solo la detección fiable de la fuga, sino también su posición.

Se propone usar la metodología aplicada en este proyecto para llevarla más allá usando el algoritmo e implementarlo de tal manera que haya una monitorización constante aplicando el análisis de componentes principales en tiempo real.

BIBLIOGRAFÍA

BUENAHORA PÁEZ Hernan S. and MORENO BELTRÁN Gustavo A.. “Estudio del efecto de la temperatura y humedad en el desempeño de un algoritmo de detección de fugas en tuberías de acero-carbono” 2015.

CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, MUJICA Luis, MORENO Gustavo, QUIROGA Jabid. “Structural damage continuous monitoring by using a data driven approach based on principal component analysis and cross-correlation analysis” Universidad Politecnica de Cataluya, Universidad Industrial de Santander.

CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, MUJICA Luiz, QUIROGA Jabid “PCA based stress monitoring of cylindrical specimens using PZTs and guided waves” Universidad Politecnica de Cataluya, Universidad Industrial de Santander 2017.

CAMACHO Jhonatan, RUIZ Magda, VILLAMIZAR Rodolfo, PEREZ Oscar “Pipe leaks classification by using a data-driven approach based on features from cross-correlated piezo-vibrati” Universidad Politecnica de Cataluya, Universidad Industrial de Santander 2016.

DATASHEET sensor de presión B07HLPD1KC

GUTIÉRREZ Ester, ONIEVA Luis. “Selección de variables a través de componentes principales: Estudio de un caso”. Dpto. de Organización Industrial y Gestión de Empresas. Escuela Técnica Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla 2007.

IFM ELECTRONIC “instrucciones de montaje. Sensor de presión para aplicaciones industriales PT5404” 2013

ISWEEK, “Low cost hydraulic pressure pneumatic oil pressure sensor HK1100C”

MUJICA L., "Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures, Structural *health* monitoring” sage 2010.

MUJICA Luis Eduardo, RUIZ Magda, MEJÍA Juan Manuel “Leak detection and localization on hydrocarbon transportation lines by combining Real- Time Transient Model and multivariate statistical analysis” página 6, IOPscience. , Mayo 15, 2015

MUNDO NOTICIAS Surtigas controlo fuga en línea submarina que conduce gas natural a la isla de tierra bomba [en línea] disponible en: <https://mundonoticias.com.co/surtigas-controllo-fuga-en-linea-submarina-que-conduce-el-gas-natural-a-la-isla-de-tierra-bomba/>

SC Propios [en línea] disponible en: <http://www.sc.ehu.es/sbweb/fisica3/numerico/propios/propios.html>

VI TUTOR Covarianza [en línea] disponible en: <https://www.vitutor.com/estadistica/bi/covarianza.html>

VILLAMIZAR R.. PEREZ O. E., and NAVARRO J. C.. “Pipe Leak Detection base don Statistics from Principal Component Analysis”. 2014.

WIKIPEDIA Ortonormal [en línea] disponible en: <https://es.wikipedia.org/wiki/Ortonormal>

WIKIPEDIA Descomposicon de valores singulares [en línea] disponible en: https://es.wikipedia.org/wiki/Descomposicion_en_valores_singulares