

Detección y clasificación de fugas en tuberías de acero-carbono basado en análisis de componentes principales

Óscar Eduardo Pérez Gamboa

Proyecto de grado para para optar al título de Magister en Ingeniería Electrónica

Director

Rodolfo Villamizar Mejía

Ph.D. en Tecnologías de la Información

Codirector

Jhonatan Camacho Navarro

MSc en Ingeniería Electrónica

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas

Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Maestría en Ingeniería Electrónica

Bucaramanga

2018

Contenido

	Pág.
Introducción	15
1. Conceptos básicos y estado del arte.....	16
1.1 Monitorización de salud estructural.....	16
1.2 Daño estructural	18
1.3 Características de los sistemas de detección de fugas	18
1.4 Métodos existentes para la detección de fugas en tuberías.....	20
1.4.1 Métodos basados en mediciones en campo	20
1.4.1.1 Ventajas y desventajas	21
1.4.2 Métodos basados en modelos.....	22
1.4.2.1 Ventajas y desventajas	23
1.4.3 Método basado en <i>piezo-diagnosis</i>	24
1.4.3.1 Dispositivos piezoeléctricos.....	25
1.4.3.2 Caracterización experimental de piezoeléctricos.....	26
1.4.3.3 Detección de daños usando piezo-diagnosis.....	29
1.4.4 Detección de daños mediante el análisis de ondas guiadas.	30
1.5 Efectos de las variables ambientales en sistemas de detección de daños.	32
1.5.1 Efectos de la Temperatura	33
1.5.2 Efectos de la Humedad	33

1.6 Sistemas embebidos en la monitorización de salud estructural	34
2. Metodología propuesta para detección y clasificación de fugas en tuberías	35
2.1 Modelo PCA estadístico de línea base.....	37
2.2 Cálculo de índices de daño	40
2.3 Algoritmo de detección de defectos.....	41
2.4 Clasificación de fugas mediante redes SOM	45
2.5 Configuración de sistemas embebidos.....	48
3. Caso de estudio: tubería acero carbono	50
3.1 Diseño del sistema de adquisición de datos	52
3.2 Configuración del experimento y simulación de defectos	57
3.2.1 Agregación de Masas.....	57
3.2.2 Generación de fugas.....	58
3.3 Variación de condiciones ambientales: temperatura y humedad.....	59
4. Resultados.....	60
4.1 Detección y clasificación de daños reversibles: agregación de masas	60
4.2 Detección y clasificación de fugas.....	66
4.3 Análisis del efecto de la temperatura y humedad en la detección de fugas.....	73
4.4 Experimentos variando la apertura de la fuga.....	81
4.5 Clasificación de defectos en loop de tubería.....	85
4.6 Pruebas en el sistema embebido odroid-U3.....	88
5. Conclusiones	96
6. Trabajos Futuros	98
Referencias Bibliográficas	99

Apéndices..... 106

Lista de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1</i> Dipolos eléctricos (1) cerámico ferroeléctrico sin polarizar (2) durante y (3) después de la polarización.....	25
<i>Figura 2</i> Equivalente eléctrico de un dispositivo piezoeléctrico.....	27
<i>Figura 3</i> Monje experimental para caracterización de piezoeléctricos	29
<i>Figura 4</i> Piezo-diagnosis para la detección de daños en estructuras.....	29
<i>Figura 5</i> Técnica de monitorización usando ondas guiadas. a.) Modo pulso-eco. b.) Modo captura. Tomado de (An, 2014).....	30
<i>Figura 6.</i> Paquetes de onda guiada como respuesta de propagación en una estructura.	31
<i>Figura 7</i> Modos de dispersión en un elemento estructural cilíndrico. Tomado de (Thien, 2005, February).....	31
<i>Figura 8.</i> Metodología planteada para la detección de fugas y masas en un loop de tuberías	36
<i>Figura 9.</i> Modelado usando PCA	38
<i>Figura 10.</i> Estructura matricial de datos normalizados	39
<i>Figura 11.</i> Esquema modular del algoritmo de modelado monitoreo y detección de daños implementado.....	42
<i>Figura 12.</i> Metodología para el uso de redes SOM en clasificación de defectos.....	47
<i>Figura 13</i> Plataforma Embebida Odroid U3	49
<i>Figura 14</i> Metodología hardware embebido	49

<i>Figura 15</i> Diseño y configuración de estructura en estudio	51
<i>Figura 16</i> Accesorios e instrumentación para loop de pruebas	52
<i>Figura 17</i> Respuesta en frecuencia para PZT de 23 mm.....	52
<i>Figura 18</i> Señales de Actuación y respuesta registrada en los PZT.....	53
<i>Figura 19</i> Esquema Amplificador para PZT	54
<i>Figura 20</i> Metodología para la adquisición de señales de manera controlada y automática	55
<i>Figura 21</i> Diseño sistema de multiplexado para adquisición de señales.....	56
<i>Figura 22</i> Sistema de adquisición de datos implantado	56
<i>Figura 23</i> Accesorio tipo clamp para la agregación de masas en tuberías de una pulgada.....	57
<i>Figura 24</i> Fugas y accesorios para su taponamiento	58
<i>Figura 25.</i> Diseño de experimento para generar perturbaciones en las condiciones de temperatura y humedad.....	59
<i>Figura 26</i> Experimento Agregación y desplazamiento de masa	61
<i>Figura 27</i> Matriz de casos	62
<i>Figura 28</i> Varianza en función de los N-componentes	62
<i>Figura 29</i> Proyección de los daños en dos primeros componentes del modelo PCA experimento detección de masa	63
<i>Figura 30</i> Tendencias de índices T_2 y Q para agregación de masas.....	64
<i>Figura 31</i> índices T_2 y Q para experimento de detección de masas	64
<i>Figura 32</i> Red SOM entrenada con datos de experimento masas	66
<i>Figura 33</i> Experimento detección de fugas bajo condiciones de presión	67
<i>Figura 34</i> Señales usadas para construir matrices de casos. Derecha respuesta en el tiempo en cada sensor. Izquierda Correlación cruzada entre señal de actuación y sensada	68

<i>Figura 35</i> Proyección de los 7 escenarios de fugas a los 2 primeros componentes del modelo PCA.	69
<i>Figura 36</i> Tendencias índices $T2$ y Q para detección de fugas.....	69
<i>Figura 37</i> Comparación de índices para metodología de detección de fugas con y sin correlación cruzada. Derecha, datos correlacionados. Izquierda, sin correlación	70
<i>Figura 38</i> Clasificación de fugas usando redes SOM. Derecha datos sin correlación. Izquierda datos con correlación.	71
<i>Figura 39</i> Índices T y Q para prueba en tubería sin presurizar	72
<i>Figura 40</i> Índices $T2$ y Q para detección de fugas en loop de tuberías.	73
<i>Figura 41</i> Experimento de condiciones ambientales.....	74
<i>Figura 42</i> Curvas de temperatura y humedad registradas para evaluar condiciones ambientales	75
<i>Figura 43</i> Índices de daños con análisis inicial de condiciones ambientales	76
<i>Figura 44</i> Índices de daños con análisis de estados sin daños	77
<i>Figura 45</i> Gráfica de Q vz $T2$ usando un modelo PCA extendido con datos de diferentes condiciones de temperatura y humedad.....	78
<i>Figura 46</i> Señales piezoeléctricas en el dominio del tiempo a diferentes temperaturas	79
<i>Figura 47</i> condiciones de experimento para análisis de efectos de la humedad	80
<i>Figura 48</i> Señales piezoeléctricas en el dominio del tiempo a diferentes condiciones de humedad	81
<i>Figura 49</i> Experimento grado de apertura de una fuga	82
<i>Figura 50</i> Proyección de los 5 escenarios de daños en los 2 primeros componentes del modelo PCA para el análisis de grado de apertura de fugas.....	83
<i>Figura 51</i> Tendencias de índices $T2$ y Q para diferentes apertura de fuga.....	84

<i>Figura 52</i> Índices $T2$ y Q del experimento de grados de aperturas de fuga en loop de tuberías.	84
<i>Figura 53</i> Configuración experimento clasificación de daños	85
<i>Figura 54</i> Índices Q y $T2$ calculados del experimento de clasificación de daños	87
<i>Figura 55</i> gráfica Q vz $T2$ del experimento de clasificación de daños.	87
<i>Figura 56</i> Distribución red SOM para experimento de clasificación de daños.....	88
<i>Figura 57</i> Índices estadísticos para detección de masas. a) Matlab®. b) Odroid-U3	91
<i>Figura 58</i> Errores de cálculo para los índices estadísticos Q y $T2$ usando Matlab y Odroid -U3.	92
<i>Figura 59</i> Índices estadísticos para detección de fugas. a) Matlab®. b) Odroid-U3	93
<i>Figura 60</i> Errores de cálculo para los índices estadísticos Q y $T2$ usando Matlab y Python en Odroid -U3.....	95

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1 <i>Especificaciones técnicas de los sistemas embebidos empleados</i>	48
Tabla 2. <i>Índices de entrenamiento red SOM</i>	65
Tabla 3 <i>Configuración de escenarios para el experimento de fugas</i>	67
Tabla 4 <i>Índices de comparación entrenamiento red SOM</i>	71
Tabla 5 <i>Descripción de escenarios de grados de apertura</i>	82
Tabla 6 <i>Descripción y orden experimento clasificación de daños</i>	86
Tabla 7 <i>Características de sistemas de cómputo</i>	90
Tabla 8 <i>Comparación te tiempo de procesamiento y consumo de memoria</i>	91
Tabla 9 <i>Comparación te tiempo de procesamiento y consumo de memoria experimento detección de fugas</i>	95

Lista de Apéndices

	Pág.
Apéndice A. Lista de publicaciones.....	106

Resumen

Título: Detección y clasificación de fugas en tuberías de acero-carbono basado en análisis de componentes principales*

Autor: Oscar Eduardo Pérez Gamboa**

Palabras Clave: Piezodiagnosis, Monitorización de salud estructural, Análisis de Componentes Principales, Redes SOM, Variaciones de condiciones ambientales y operacionales.

Descripción:

La detección de fugas en tuberías es un problema de alto impacto desde el punto de vista ambiental, económico y de seguridad. Por tanto, es de suma importancia disponer de técnicas de monitoreo e inspección que permitan tener acceso continuo al estado actual de las tuberías en servicio. En el presente trabajo, se describen los resultados del uso de una metodología para detección de daños tipo fuga a nivel de laboratorio en un loop de tubería acero-carbono basado en el principio de piezodiagnosis. La metodología consiste en transmitir y sensar ondas guiadas a lo largo de la superficie de una estructura tipo tubería de acero-carbono usando dispositivos piezoeléctricos, para recolectar información del estado actual de la estructura y analizar su comportamiento estadístico mediante PCA. Las fugas son identificadas mediante índices de error, calculados a partir de un modelo estadístico de línea base. La metodología se evaluó experimentalmente en un loop de tuberías de acero-carbono ante diferentes condiciones de fuga, considerando diferentes localizaciones y grados de apertura. Adicionalmente, se evaluó experimentalmente la sensibilidad de la metodología ante cambios en el ambiente debido a temperatura y humedad, así como variaciones operacionales de presión. Finalmente se evaluó un sistema de clasificación no supervisada con una red SOM. El sistema de detección fue programado en un sistema embebido Odroid. En el sistema embebido se programó el modelo PCA, donde se proyectan las señales registradas y se calculan los índices estadísticos para establecer la detección la cual fue acertada.

* Proyecto de Investigación

** Facultad de Ingenierías Físico Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones.
Rodolfo Villamizar Mejía

Abstract

Title: Pipe leaks detection and clasification in a carbon-steel loop based on princpal component analysis*

Authors: Oscar Eduardo Pérez Gamboa**

Keyword: Piezodiagnositics, Structural Health Monitoring, Principal Component Analysis, Self-Organizing Maps, Environmental and operation conditions.

Description:

Pipe leaks detection is a problem that has had great impact considering economic, environmental and safety aspects, for this reason it is of great importance to have monitoring and inspection techniques that allow the permanent access to the status of the pipes currently operating. This work describes the results of using a methodology to detect and classify leaks in a laboratory carbon-steel pipe loop based on the piezodiagnositics principle. It consists of transmitting and sensing guided waves along the carbon-steel pipe surface by means of piezoelectric devices, in order to analyze its statistical performance using PCA. Leaks are identified by means of error indexes, computed from a statistical baseline model. This methodology was experimentally applied in a carbon-steel pipe loop under different leaks scenarios, with several sizes and locations. In addition, the sensitivity of the methodology to temperature, humidity and pressure variations was experimentally studied and verified. The effectiveness of the methodology to detect and classify leaks in the experimental pipeline with variating environmental and operational conditions was demonstrated. Finally, an unsupervised classification system with a SOM network was evaluated, with good training results and selection between the number of holes and positions. The detection system was programmed into an Odroid embedded system. In the embedded system, only the statistical model was downloaded and the error rates were calculated, the computational times were reduced and a correct detection was made.

* Research Project

** Faculty of Physicist Mechanical Engineering. School of Electrical Engineering, Electronics and Telecommunications. Rodolfo Villamizar Mejía

Introducción

En las últimas décadas, las empresas de transporte de fluidos han reportado diversos tipos de incidentes; donde se identifican las fugas como el tipo de daño que genera mayores efectos adversos. Por ejemplo, el departamento de transporte, ductos y materiales peligrosos de Estados Unidos de América muestra que entre el periodo de 1991 hasta 2010 se reportaron 5.636 incidentes importantes con 378 fatalidades, un costo de US\$ 440.652.471 en daños a la propiedad y 2.566.699 barriles derramados, sólo dentro de Estados Unidos. El 9 de abril de 2003 la empresa Bashtransgaz Ltd, causó en Urengoy-Petrovsk GP la ignición del gas natural transportado, afectando directamente a la población. En Nigeria el incendio y explosión de una tubería de combustible en la que había una fuga, causó que 500 personas murieran y 32 comunidades resultaran afectadas, edificios y granjas destruidas (Internacional., 2009).

Por esto, disponer de un sistema confiable para detección de fugas puede ayudar a los operadores a minimizar costos e incidentes. Estos sistemas deben cumplir criterios de fiabilidad, precisión, robustez y sensibilidad; los cuales son mencionados en la norma API 1155, que describe la metodología de evaluación de software para sistemas de detección de fugas. Estas características pueden ser logradas mediante la implementación de estrategias basadas en algoritmos de Monitorización de salud estructural (SHM).

Por tanto, en este trabajo de grado se adaptó una metodología, bajo el enfoque de Monitorización de Salud Estructural (SHM), para detectar cambios en tubería de acero-carbono (agregaciones de masa y fugas), usando una tecnología de bajo costo y no invasiva, como es la

piezodiagnosis. Considerando que la identificación de daños en estructuras mediante ondas guiadas ha tenido buenos resultados (Crider, 2007) (Mavi, 2013), se implementó experimentalmente una metodología de piezodiagnosis. La detección de las fugas se efectuó mediante el procesamiento estadístico de registros piezoeléctricos usando análisis de componentes principales (PCA) (D.A. Tibaduiza, 2011) (LE Mujica, 2011), además se evaluó el uso de métodos de reconocimiento de patrones como la clasificación mediante mapas auto organizados (SOM) reportados en la literatura. Así, el principal aporte es la adaptación y validación experimental a nivel de laboratorio de una metodología para el reconocimiento de daños tipo fugas y agregación de masas en una tubería, así como la clasificación de estos daños, considerando condiciones ambientales tales como humedad y temperatura a nivel de laboratorio, así como fugas ante flujo estacionario.

1. Conceptos básicos y estado del arte

1.1 Monitorización de salud estructural

La monitorización de salud estructural es un campo emergente de la ingeniería que se ocupa del desarrollo y aplicación de métodos para el diagnóstico y seguimiento del desempeño de las estructuras durante su operación en línea (Adams, 2007) (C. Farrar, 2007) (K. Worden, 2007). Teniendo en cuenta que el diagnóstico es un proceso de detección, identificación y evaluación de defectos, propiedades o condiciones que afecten o puedan afectar en un futuro la seguridad y

rendimiento de la estructura. El proceso de monitoreo de salud estructural se puede dividir en las siguientes etapas típicas (B. Muravin)

- Desarrollo de metodologías.
- Sensado.
- Diagnóstico.
- Monitoreo.
- Predicción.

La monitorización de salud estructural involucra metodologías con la capacidad de detectar, localizar, y clasificar daños en estructuras mecánicas, civiles, aeroespaciales, entre otras [1]. Recientemente algunos métodos propuestos para la identificación de daños han permitido la obtención de buenos resultados para la detección de rupturas, agregaciones de masa e impactos [8 9]. La mayoría de estos enfoques se implementaron usando técnicas de procesamiento de señales como la transformada de Fourier [3], o el análisis Wavelet [11]. El objetivo de estas técnicas es caracterizar la respuesta dinámica de la estructura por medio de los modos de vibración u obtener características de tiempo frecuencia para identificar las desviaciones, respecto al desempeño nominal de la estructura si daños. Sin embargo al usar el análisis de componentes principales se ha demostrado que es posible resolver tareas de monitorización de salud estructural teniendo en cuenta únicamente la información obtenida de ondas guiadas emitidas a lo largo de la estructura [2-5]. Los métodos basados en PCA correlacionan la información en el dominio del tiempo registrada mediante el uso de sensores distribuidos a lo largo de la estructura. Posteriormente la proyección de los datos en el espacio de componentes principales reducidos se utiliza para calcular índices estadísticos que ayudan a la deducción de un diagnóstico. En este sentido el costo computacional es menor que el de las técnicas basadas en el procesamiento tiempo – frecuencia.

Adicionalmente la información resultante se puede interpretar fácilmente con la ayuda de herramientas gráficas.

1.2 Daño estructural

Siendo la detección de daños en tuberías el enfoque principal del sistema propuesto, se contextualiza este marco teórico partiendo de la definición general de daño tomada de (Farrar, 2003) donde se dice que “En los términos más generales, el daño se puede definir como los cambios introducidos en un sistema que afecta negativamente a su rendimiento actual o futuro. Implícito en esta definición es el concepto de que el daño no es significativo sin una comparación entre dos estados diferentes del sistema, uno de los cuales se supone que debe representar al estado inicial, y con frecuencia sin daños. Por lo tanto, la definición de daño se limitará a los cambios en el material y propiedades geométricas de estos sistemas, incluyendo cambios en las condiciones de contorno y la conectividad del sistema, que afectan negativamente al rendimiento actual o futuro de estos sistemas.

1.3 Características de los sistemas de detección de fugas

Para las características y requerimientos de los sistemas de detección de fugas el *American Petroleum Institute* ha publicado varias referencias; entre las que más mencionan los autores (Farrar, 2003) (Geiger, 2006) están:

En [API 1130] 2002 la segunda edición de API (*American Petroleum Institute*) estándar 1130 "Monitorización Computacional De Tuberías (CPM)", proporciona información técnica necesaria

que los operadores deben considerar para operar sus tuberías de manera segura. [API 1130] sólo cubre las tuberías de líquidos. En este se describen el diseño, implementación, prueba y operación de Sistemas de Monitorización Computacional en tuberías (CPM), basado en un enfoque algorítmico para la detección de fugas. También da recomendaciones para la prueba y formación de los operarios.

El [API 1155] "Metodología de evaluación de software basado en sistemas de detección de fugas" presenta los métodos de comparación de los sistemas de detección de fugas (LDS) de diferentes fabricantes y se definen los siguientes criterios:

- *La fiabilidad:* es una medida de la capacidad de un sistema de detección de fugas para hacer decisiones precisas acerca de la posible existencia de una fuga en la tubería, mientras se opera en el rango establecido por el diseño del sistema de detección de fugas. De ello se deduce que la fiabilidad está directamente relacionada con la probabilidad de detectar una fuga, cuando exista, y la probabilidad de declarar incorrectamente una fuga, cuando no exista.
- *Precisión:* cubre estimación de los parámetros de fugas, tales como caudal de fuga, el volumen total perdido, el tipo de líquido perdido, y ubicación de la fugas dentro de la red de tuberías. La validez de la estimaciones de los parámetros debe ser lo más precisa posible.
- *La robustez:* es una medida de la capacidad del sistema de detección de fugas para seguir funcionando y proporcionar información útil, incluso bajo condiciones de operación cambiante. Un sistema se considera que es robusto si continúa funcionando bajo condiciones no ideales.

- *La sensibilidad:* es una medida compuesta por el tamaño de la fuga que el sistema sea capaz de detectar, y el tiempo requerido para que el sistema emita una alarma en el caso de producirse una fuga de ese tamaño.

1.4 Métodos existentes para la detección de fugas en tuberías

Existen diversas tecnologías disponibles para la detección y localización de fugas en tuberías, como modelos de transitorios en tiempo real, análisis estadístico, ondas de presión negativa y fibra óptica entre otros. Estas tecnologías la mayoría de los autores las dividen en tres principales grupos (Pal-Stefan Murvay, 2008) detección automática, semiautomática y manual; esto hace referencia al grado de intervención humana requerida. A su vez estas técnicas se pueden agrupar en dos grupos (Geiger, 2006) (Schutz, 2001) métodos internos y métodos externos refiriéndose a la fuente de información y a la localización de sensores necesarios.

1.4.1 Métodos basados en mediciones en campo

- *Cable de fibra óptica:* Se basa en cables de fibra óptica tendida a lo largo de una tubería (Brian Culshaw, 2008) que puede ser utilizado para detectar fugas de tres maneras diferentes, detección por medición de la temperatura distribuida, acústica distribuida (o medición de vibraciones) y detección distribuida de componentes químicos para gases.
- *Sensor tubo de vapor:* se usa un tubo con perforación de diámetro pequeño que se coloca a lo largo de una tubería donde se extraen muestras de gas. La inspección se realiza mediante

el bombeo de aire o nitrógeno a través del tubo y posteriormente se analizan la cantidad de composición de estos dentro del fluido.

- *Cable de detección de líquidos*: se usa un cable enterrado debajo o al lado de una tubería, se eligen los tipos de cable específicos para reflejar los cambios en las propiedades eléctricas por contacto con hidrocarburos.
- *Sensor acústico*: Se basa en el hecho de que cualquier fuga genera un sonido, por tanto se usan sensores acústicos a lo largo de la tubería para registrar las señales (Loth, 2003). Esta técnica se utiliza como ayuda para monitorización por patrullaje humano, integrada en los "intelligent pigs" en la monitorización interna de rutina, y sistemas SCADA de monitorización continuo. Estos sistemas requieren análisis para diferenciar el ruido de la fuga, de los ruidos ambientales. Algunos métodos usan el análisis en frecuencia (Kim M. L., 2009), el método de impulsos a baja frecuencia (Loth, 2003), o en un estudio más reciente se usa análisis de frecuencia en el tiempo (Meng, 2011)
- *Sensor de vapor*: Son sensores de gas de hidrocarburos que se utilizan como "narices electrónicas" en diferentes lugares a lo largo de una tubería o utilizados como sondas de mano durante las inspecciones de rutina.
- *Cámara de infrarrojos* el registro de imágenes de infrarrojos se utiliza para detectar vapor de hidrocarburos por encima de una tubería ya sea con cámaras montadas de forma permanente (Wainner, 2007) o cámaras montadas en vehículos de carretera o de aire como helicópteros (Corporation, ITT, 2009).

1.4.1.1 Ventajas y desventajas La mayor parte de las tecnologías basadas en medidas en campo son capaces detectar fugas y localizarlas con exactitud, pero puede que no sea viable una

adaptación para oleoductos porque los sensores y cámaras existentes sólo pueden detectar fugas en localización del dispositivo o la línea de distancia de visibilidad. Así, la mayoría de los métodos basados en medidas de campo se utilizan para inspecciones de rutina de las tuberías en lugar de la monitorización continua. Una fuga puede permanecer sin ser detectada hasta la próxima encuesta. En (Pal-Stefan Murvay, 2008) presentan tablas comparativas de los desempeños de diferentes métodos presentados

1.4.2 Métodos basados en modelos

- *Balance de volumen:* Se basa en el desequilibrio medido entre el volumen de entrada y salida que se calcula a través de diferentes períodos de tiempo, este desequilibrio puede ser comparado con un umbral de alarma predeterminada con o sin compensación de inventario. Una descripción detallada de la teoría y la implementación es presentada en (Liu, 2008), y en (Inc., 2008) se presentan uno de los sistemas disponibles para el Monitorización basado en esta técnica.
- *Cambio de tasas de presión y flujo:* El cambio en la presión y el flujo se comparan con los valores en condiciones normales de operación para inferir la posible liberación de productos.
- *Modelo transitorio en tiempo real:* Se construye un modelo hidráulico específico para la tubería y se ejecuta en línea basado en las condiciones de entorno proporcionadas por los instrumentos disponibles en el campo, en los puntos de entrega y estaciones de compresión. Las variables de campo típicas incluyen medición de flujo, presión, temperatura, densidad del líquido o de la composición del gas. Mediante la comparación de los valores medidos

con el calculado con el modelo se infiere la presencia de una falla y se definen las respectivas alarmas.

- *El análisis estadístico:* Se aplican conceptos estadísticos a las diferentes señales disponibles en los sistemas SCADA de campo y se calcula la probabilidad de ocurrencia de fallo. Este tipo de análisis estadístico se usa en combinación con otros métodos como el balance de masas como se presenta en (Carlos H. W. Moura, 2004) (Rougier, 2005), y (Doorhy, 2011) para mejorar la eficacia y disminuir las falsas alarmas. Los datos de campo típicos incluyen el flujo, la presión y la temperatura. Este método no es usado para la localización y genera gran cantidad de falsas alarmas durante la presencia de transitorios a menos de se actualicen los umbrales de manera constante.
- *Onda de presión negativa:* Se basa en la onda de presión generada por una fuga que viaja aguas arriba y aguas abajo de la ubicación de la fuga, una liberación de los productos se infiere mediante el análisis de los datos de presión registrados a alta frecuencia. Se requiere una alta tasa de muestreo debido a la corta duración de la onda de presión negativa

1.4.2.1 Ventajas y desventajas Las tecnologías basadas en modelos se pueden adaptar a los sistemas de instrumentación existentes en las tuberías. Con la excepción de la onda de presión negativa, pueden utilizar los datos de campo proporcionados por los sistemas SCADA. Típicamente, estos sistemas requieren entradas de medición adicionales, tales como la densidad, la temperatura, la viscosidad o la composición del fluido. De hecho, tanto el balance de volumen, y cambios de presión y flujo se aplican por lo general dentro de un sistema SCADA.

Estos métodos presentan diferente grado de dificultad para hacer frente a las condiciones de flujo transitorios. La precisión de la localización es generalmente más baja que las tecnologías

basadas en medidas en campo. Estos métodos dependen de la calidad y precisión de la instrumentación y las comunicaciones. Finalmente estos métodos son reconocidos como una tecnología madura y su principal deficiencia se ve representada en la gran cantidad de falsas alarmas generadas.

1.4.3 Método basado en *piezo-diagnosis* La *piezodiagnosis* hace referencia a las técnicas de Monitorización de Salud Estructural (SHM) basadas en el análisis y procesamiento de señales eléctricas obtenidas de piezo- actuadores, siendo estos dispositivos las principales fuentes de información de la estructura en estudio.

El desempeño de estos sistemas de detección de fallas en estructuras es altamente dependiente de la información adquirida a través de la instrumentación disponible en la estructura. En el área de sensores, los transductores piezoeléctricos tienen muchas ventajas. Son sensores activos en el sentido de que se pueden utilizar tanto para registrar como para generar señales (Dansheng Wang, 2013). Por lo general para el registro de estas señales sólo se requiere un buen sistema de adquisición, sin tratamiento ni acondicionamiento.

Una tendencia actual en la utilización de sensores activos ha sido la de integrar o montar los dispositivos en la superficie de la estructura a monitorizar. Por ejemplo (Thien, 2005, February) (Choi, 1996) y (Tracy, 1996) desarrollaron un método para la identificación de impacto por objetos extraños en las placas compuestas, utilizando una red de dispositivos piezoeléctricos distribuidos. Del mismo modo en (Blanas, 1997) (Wang, 2004) y (Shen, 2012) se estudia la viabilidad de sensores piezoeléctricos incorporados para la monitorización no destructiva in-situ de daños inducidos.

La mayor aplicación de estos sensores está en la transmisión y recolección de pulsos por medio de ondas guiadas del tipo *Lamb* y *bursts* en estructuras como se muestra en (Dansheng Wang, 2013) (Shen, 2012) y (Tsurumi, 2004). Este tipo de ondas están siendo estudiadas para la monitorización de tuberías bajo el agua como se muestra en (Mavi, 2013), proyectándose como una posible solución al problema de monitorización a estructuras no accesibles como es el caso.

1.4.3.1 Dispositivos piezoeléctricos Los dispositivos piezoeléctricos son aquellos que se basan en cristales que presentan una característica que se conoce como efecto piezoeléctrico. El efecto piezoeléctrico es la aparición de un potencial eléctrico a través de algunas caras de un cristal cuando está bajo presión, y de distorsión cuando un campo eléctrico se aplica. Esto se explica por el desplazamiento de iones, causando la polarización eléctrica de los cristales de unidades estructurales. Cuando se aplica un campo eléctrico, los iones se desplazan por fuerzas electrostáticas, lo que resulta en la deformación mecánica del cristal. Este efecto se produce naturalmente en los cristales de cuarzo, pero puede ser inducida en otros materiales, como los cerámicos compuestos que consisten principalmente de plomo, circonio, y titanio (PZT: zirconato-titanato de plomo $Pb(Ti,Zr)O_3$).

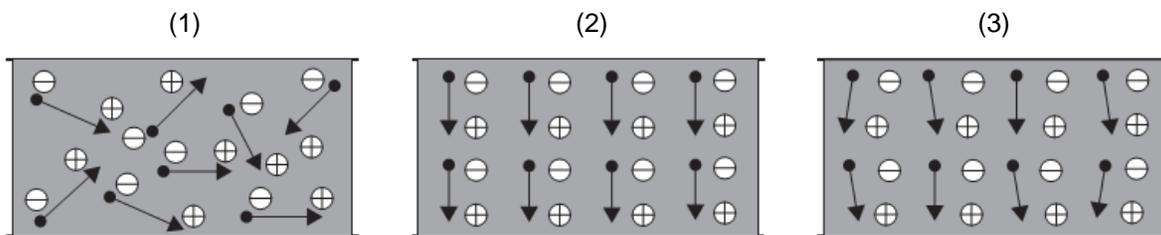


Figura 1 Dipolos eléctricos (1) cerámico ferroeléctrico sin polarizar (2) durante y (3) después de la polarización

En los materiales piezoeléctricos, los dipolos están orientados aleatoriamente, para alinear estos dipolos se recurre al proceso de polarización como se muestra en la Figura 1. Una característica de los materiales piezoeléctricos es que poseen una temperatura de Curie, por encima de la cual los dipolos de los cristales pueden cambiar su orientación dentro de la fase sólida del material. En el proceso de polarización, el material es calentado por encima de esta temperatura de Curie y se le aplica un potente campo eléctrico en cuya dirección (dirección de polarización) se alinearán los dipolos.

Los dispositivos piezoeléctricos son usados como emisores y receptores de vibraciones mecánicas, convirtiendo energía eléctrica en acústica y viceversa. Así el diseño o selección de un transductor en particular viene dado por su aplicación específica. El elemento activo de un transductor típico ultrasónico es un disco delgado de material piezoeléctrico, que funciona como un resonador en el modo longitudinal para la generación y detección de ondas longitudinales o en el modo transversal para la generación y detección de ondas transversales.

1.4.3.2 Caracterización experimental de piezoeléctricos Para caracterizar a las cerámicas piezoeléctricas en cuanto a sus propiedades electromecánicas, se determinan las frecuencias de resonancia y anti-resonancia del modo de vibración. Las mismas son usadas para evaluar los efectos piezoeléctricos en muestras polarizadas, y para obtener el factor de acoplamiento electromecánico, que mide la raíz cuadrada de la fracción de energía mecánica convertida en energía eléctrica o viceversa.

El circuito equivalente de la cerámica piezoeléctrica vibrando, en el modo longitudinal, (próximo a su frecuencia de resonancia), se muestra a continuación en la Figura 2:

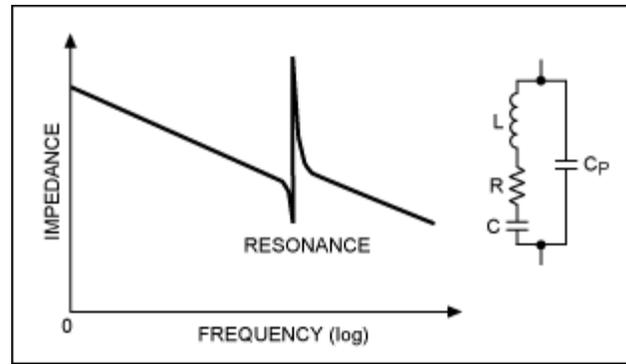


Figura 2 Equivalente eléctrico de un dispositivo piezoeléctrico

Aquí L , R y C representan la masa, el amortiguamiento mecánico y la constante elástica respectivamente, transformadas en magnitudes eléctricas mediante el efecto piezoeléctrico. A través de este efecto, al producirse ondas elásticas, se puede observar la interacción de la resonancia mecánica con el comportamiento eléctrico (esto es: el efecto piezoeléctrico es una forma de excitar ondas elásticas para permitir observar el comportamiento eléctrico) (Bernard Jaffe, 1971) Esto se puede ver en el circuito eléctrico representado anteriormente. Los valores de L y C son tales que, a la frecuencia de resonancia f_r , las reactancias (parte compleja de la impedancia) son:

$$X_L = 2\pi f_r L \quad X_C = \frac{1}{2\pi f_r C} \quad (1)$$

Para frecuencias mayores que la frecuencia de resonancia, la rama mecánica se convierte en inductiva ($x_c \rightarrow 0$), la impedancia de esta rama en serie es igual y opuesta a la impedancia de C_0 , alcanzando un valor máximo la impedancia del cristal ya que la corriente opuesta fluye por las dos ramas, corresponde a la frecuencia de anti-resonancia f_a (denominada frecuencia de máxima impedancia ó de mínima admitancia). Esta condición de resonancia en paralelo, significa carga constante en el cristal ($D=cte$). Así, la frecuencia de antiresonancia es aquella de la onda estacionaria bajo condiciones de circuito abierto (I.R.E., 1961). En conclusión:

$$f_{\text{resonancia}} \approx f_{\text{mínima impedancia}} \approx f_{\text{serie}}$$

$$f_{\text{antiresonancia}} \approx f_{\text{máxima impedancia}} \approx f_{\text{paralelo}}$$

$$W_r = \frac{1}{\sqrt{LC}} \quad (2)$$

$$W_r = \text{frecuencia de resonancia}$$

$$L = \text{Inductancia}$$

$$C = \text{capacitancia}$$

La buena conversión de energía eléctrica en mecánica y viceversa se puede medir por medio del factor de acoplamiento electromecánico del modo longitudinal k_t , que, en piezoeléctricos, con geometría en forma de disco, se obtiene a partir de las frecuencias de resonancia y anti-resonancia eléctricas.

$$k_t = \frac{\pi f_r}{2 f_a} \cot\left(\frac{\pi f_r}{2 f_a}\right) \quad (3)$$

$$f_r = \text{frecuencia de resonancia}$$

$$f_a = \text{frecuencia anti - resonancia}$$

$$k_t = \text{Acoplamiento electromecánico}$$

Teniendo en cuenta las ecuaciones (1) a (3) y el procedimiento descrito en (APC International, Ltd, 2015) es posible realizar una identificación aproximada de forma experimental del modelo RLC de un dispositivo piezoeléctrico ver Figura 3

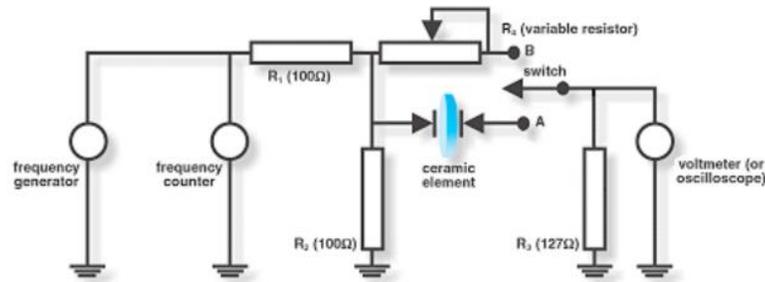


Figura 3 Monje experimental para caracterización de piezoeléctricos

1.4.3.3 *Detección de daños usando piezo-diagnosis* El esquema general de piezo-diagnosis propuesto para la detección de masas y fugas que se usa en la presente investigación es mostrado en la Figura 4. La efectividad de esta metodología ha sido previamente usada y validada para la detección de daños en estructuras como platinas de aluminio, estructuras compuestas, secciones de avión y tuberías.

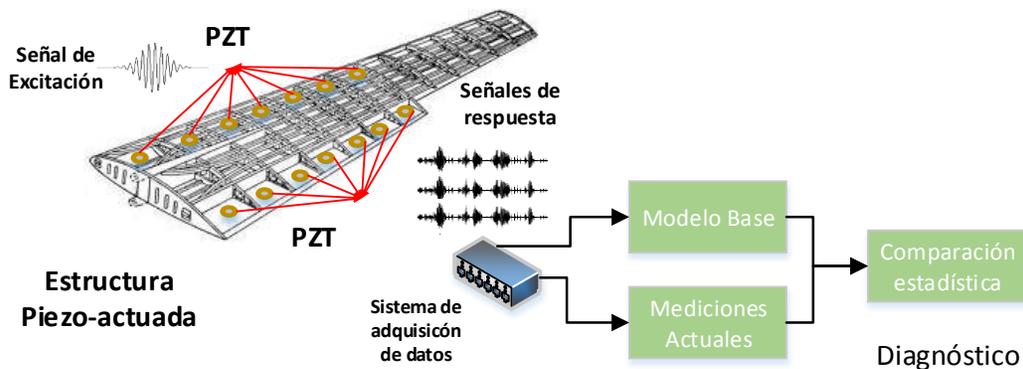


Figura 4 Piezo-diagnosis para la detección de daños en estructuras

De forma general la piezo-diagnosis se basa en el uso de redes de sensores piezoeléctricos por su funcionalidad para convertir señales eléctricas en mecánicas y mecánicas en eléctricas, esta característica es usada principalmente para inducir y registrar ondas guiadas en la estructura en estudio

1.4.4 Detección de daños mediante el análisis de ondas guiadas. El uso de técnicas basadas en ondas guiadas para la detección de daños en estructuras, incluidas las tuberías, es de amplio uso en la comunidad científica SHM. Esto es debido al hecho que las ondas guiadas pueden viajar largas distancias dentro de los límites (bordes) de una estructura con leve atenuación y alta sensibilidad a pequeños defectos (An, 2014). Las ondas guiadas pueden ser generadas y medidas usando dispositivos piezoeléctricos como se ilustra en la Figura 5, en modo pulso-eco o mediante captura a través de otro PZT.

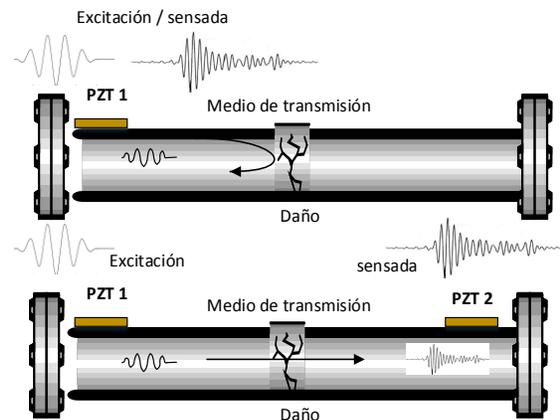


Figura 5 Técnica de monitorización usando ondas guiadas. a.) Modo pulso-eco. b.) Modo captura. Tomado de (An, 2014)

Para la monitorización de estructuras usando ondas guiadas, se registra la amplitud de las mediciones como función del tiempo, para así caracterizar la propagación de la onda a través de la estructura bajo estudio. Las ondas generadas son registradas como paquetes, como se ilustra en la figura 6, los cuales dependen de las discontinuidades en la estructura, debidas a bordes, elementos rígidos o daños. De esta manera, las ondas se reflejan al encontrar discontinuidades, brindando información acerca de la ubicación, tipo y tamaño de un daño.

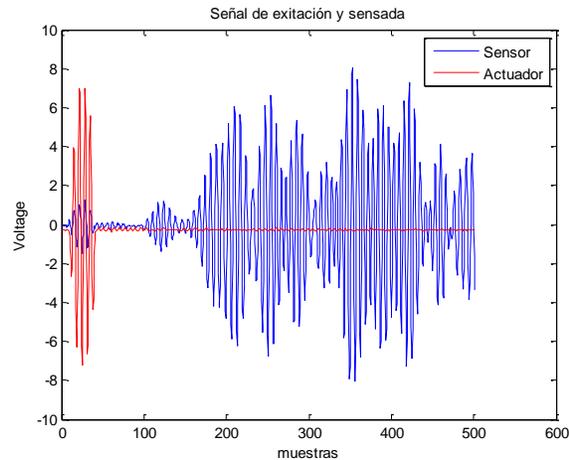


Figura 6. Paquetes de onda guiada como respuesta de propagación en una estructura.

Diferentes algoritmos han sido estudiados en el estado del arte para analizar los efectos de dispersión, reflexión y cambio de modo en las ondas guiadas producidos por una discontinuidad en una estructura. En contraste con elementos estructurales tipo placas (aluminio o material compuesto), la dispersión de las ondas guiadas en estructuras cilíndricas del tipo usadas en tuberías se caracteriza por un infinito número de modos como muestra la Figura 7 (Thien, 2005, February).

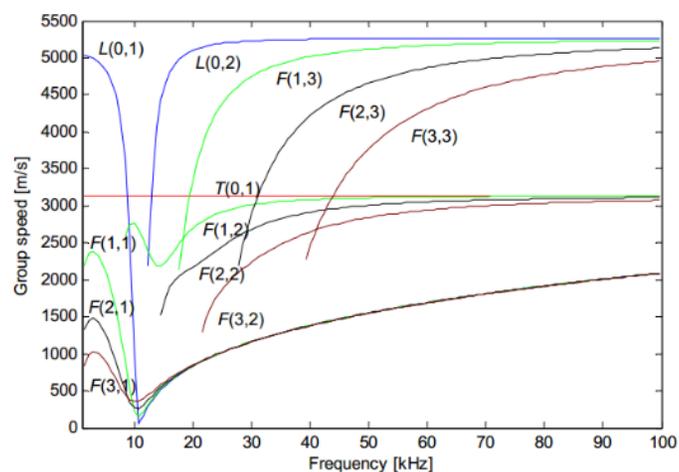


Figura 7 Modos de dispersión en un elemento estructural cilíndrico. Tomado de (Thien, 2005, February)

En los métodos convencionales de monitorización de estructuras basados en onda guiada, los defectos son usualmente identificados mediante la comparación entre datos de línea base obtenidos de condiciones sin daño y mediciones de la condición actual (desconocida). En contraste, otras técnicas han sido propuestas usando únicamente las mediciones actuales para diagnóstico de daño (libre de referencia) (Ying, 2012), por ejemplo, usando el tiempo de vuelo de la señal, la amplitud y otros indicadores de la existencia y localización de daño (Muravin, 2010). Otras aproximaciones, realizan el diagnóstico basado en las características de los modos de dispersión de las ondas guiadas (Figura 7). Por ejemplo, en el trabajo presentado por Lowe, et al. (Lowe, 1998), se analizan las reflexiones del modo $L(0, 2)$ debido a defectos tipo corrosión y grietas en el espesor de una tubería. Adicionalmente, métodos basados en sintonización de resonancia, de tal forma que la señal de excitación considera áreas específicas, puede ser usado para monitorizar la superficie de la estructura (Barshinger).

Sin embargo, las ondas guiadas son muy sensibles a variaciones ambientales y operaciones, produciendo falsas alarmas. Adicionalmente, debido al infinito número de modos presentes en una tubería, dificulta excitar un modo de dispersión dominante, razón por la cual es difícil reconocer los cambios producidos por pequeños defectos en la señal medida debido a su complicada forma de múltiples tonos. Por esta razón, los métodos de análisis de señal son más complejos en comparación a los requeridos para una placa.

1.5 Efectos de las variables ambientales en sistemas de detección de daños.

Los métodos de monitorización de defectos en estructuras basados en ondas guiadas son afectados de manera adversa por variables ambientales como la temperatura y la humedad, así como por las

condiciones operacionales bajo las que se encuentre sometida la estructura. De esta manera, en la literatura se ha reportado la generación de falsas alarmas cuando no se consideran dichas perturbaciones. En este capítulo se presentan los conceptos básicos relacionados con temperatura y humedad y se describe su influencia en estructuras tipo tubería.

1.5.1 Efectos de la Temperatura La influencia de la temperatura en metodologías de piezo-diagnóstico basado en ondas guiadas corresponde principalmente a los siguientes efectos:

- Cambios en las propiedades del dispositivo piezo-eléctrico, como las constantes piezo-eléctricas. En (Schulz, (2003)), se realiza un estudio sobre los efectos de la temperatura en parámetros de los transductores PZT, tales como frecuencia, rangos de temperatura, resistividad, factor de calidad mecánica entre otros.
- Alteración de las propiedades del medio acoplante usado para adherir el PZT a la estructura en estudio, el tiempo de fijación, rigidez, adhesión, entre otros.
- Expansión térmica tales como cambios en el espesor de una placa, dimensiones del dispositivo PZT, y distancias de viaje de la onda guiada en la estructura (Raghavan, 2008).
- Cambios en las propiedades elásticas incluyendo la densidad del material y el módulo de Young que causa cambios en la velocidad de la onda (Su, 2009).

Adicional a los anteriores efectos, cuando se aumenta la temperatura de un metal o de una aleación, este disminuye su resistencia como su vida de fatiga. Esto puede causar dos tipos de fallas en la estructuras metálicas: la termofluencia y la fatiga térmica.

1.5.2 Efectos de la Humedad La humedad atmosférica es la cantidad de vapor de agua existente en el aire. Depende de la temperatura, ya que ante un grado de temperatura determinado,

el aire puede absorber una determinada cantidad de vapor de agua, por tal motivo resulta mucho más elevada en las masas de aire caliente que en las de aire frío (Mezclas de Gas-Vapor y acondicionamiento de aire) (S.A., Departamento técnico de Hanseta.). La relación entre cantidad de humedad que el aire contiene, respecto a la cantidad máxima de humedad que el aire puede contener a la misma temperatura, se le conoce como humedad relativa (Mezclas de Gas-Vapor y acondicionamiento de aire).

La absorción de humedad no produce cambios significativos en las propiedades mecánicas y eléctricas del material piezo-cerámico. Sin embargo, el impacto reportado en la literatura en relación a estos cambios, influye en la magnitud de la amplitud de la señal registrada (Schubert).

Por otra parte, en zonas donde se presentan humedades relativas altas, uno de los principales efectos que se presentan en las tuberías en acero carbono es la corrosión. (Corrosion, 2009).

1.6 Sistemas embebidos en la monitorización de salud estructural

El interés en este tipo de sistemas en SHM (Lallart, Guyomar, & Monnier, 2012) ha venido siendo objeto de estudio. Bennouna et al (Bennouna & Roux, 2013), por ejemplo, presentan un procedimiento de diagnóstico basado en el uso de la transformada Wavelet, con el fin de mejorar la fiabilidad de los sistemas integrados sometidos a vibraciones, dicho procedimiento fue implementado y verificado en tiempo real en la plataforma SPACE. De igual forma, en (Lu, He, Hu, & Kong, 2013) utilizan Ruido Multiescalado para Ajustar Resonancia Estocástica (MSTSR, por sus siglas en inglés) para el mejoramiento en el diagnóstico de fallas en los rodamientos y caja de cambios de un tren. El desarrollo del algoritmo se hizo a través de una plataforma embebida por su reducido consumo de memoria y eficiencia en la ejecución del proceso.

Sin embargo, recientes trabajos como (Mujica L. E., 2010) y (Tibaduiza Burgos, 2012), proponen PCA para el estudio de los datos correspondientes a la respuesta dinámica de la estructura. Esta técnica surge como herramienta de análisis para la descomposición de valores característicos de una serie de datos y su implementación en sistemas embebidos no es algo ajeno. En (Kim & Park, 2012) emplean PCA incremental bidireccional-bidimensional (I(2D)²PCA) por su baja carga computacional y así facilita el uso de un sistema embebido para el reconocimiento de rostros, de este modo los datos de entrenamiento no requieren estar almacenados en la plataforma y el procesamiento es llevado a cabo en tiempo real. Por su parte (Perera & Li, 2011) investiga el uso de hardware basado en FPGA para aplicaciones de cálculo intensivo en computación portátil y embebida a través del uso de PCA.

2. Metodología propuesta para detección y clasificación de fugas en tuberías

A continuación se presenta el diseño desarrollado como solución propuesta en el presente trabajo de investigación, que tiene como objetivo detectar fugas en un arreglo de tuberías usando el principio de piezodiagnos.

Se definió un procedimiento y se adaptó un algoritmo para la detección de fugas en un arreglo de tuberías de acero carbono, teniendo en cuenta condiciones operacionales reales. Para esto se realizó:

- Diseño de experimento para la toma y registro de señales de vibración de la tubería piezoactuada.

- Selección de técnicas de procesamiento (correlación) y métodos estadísticos (PCA).
- Implementación de los algoritmos de procesamiento y análisis.
- Validación mediante el uso de los algoritmos adaptados en pruebas experimentales

El proceso de detección y clasificación de fugas en tuberías de acero-carbono basado en modelos estadísticos se plantea en etapas básicas como se muestran en la Figura 8.

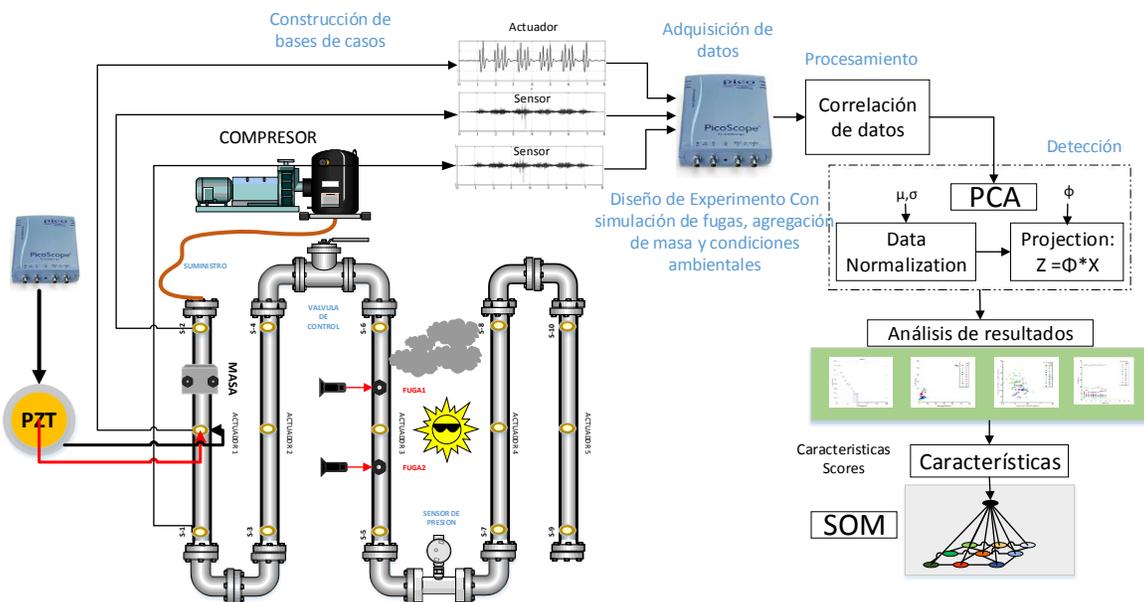


Figura 8. Metodología planteada para la detección de fugas y masas en un loop de tuberías

Las etapas desarrolladas son:

- Adquisición de datos y construcción de bases de casos con daños.
- Adaptación de algoritmos de detección.
- Validación experimental en un loop de tubería de acero-carbono.
- Interpretación de resultados de manera gráfica.
- Entrenamiento de una red SOM para la clasificación de diferentes escenarios de fugas.

La estructura de prueba está conformada por un *loop* de tubería sobre la cual se simularon los daños, condiciones de temperatura y humedad. Además, se instalaron dispositivos piezoeléctricos, de modo que cada sección de tubería contara con un actuador en el centro y un sensor a cada extremo. También se instalaron sensores de temperatura y sensores de humedad relativa. La estructura y la instrumentación serán descritas en forma detallada a lo largo de la sección 0.

2.1 Modelo PCA estadístico de línea base

En la monitorización de salud estructural basado en el principio de piezo-diagnosís se usa un modelo de línea base como representación del estado nominal por medio del cual se compara el estado actual de la estructura. En este proyecto se planteó el uso de análisis de componentes principales (PCA) como método de modelado estadístico para la obtención del modelo de línea base.

El objetivo de PCA es detectar información redundante, re-organizarla de tal forma que sea fácil de interpretar, y reducir el número de variables manteniendo la mayor información posible, como se ilustra en la Figura 9. Donde $X_{m \times n}$ es la matriz de casos de dimensiones $n \times m$, n es el número de variables y m es el número de experimentos, φ es la matriz de transformación y Z es la matriz de datos proyectados.

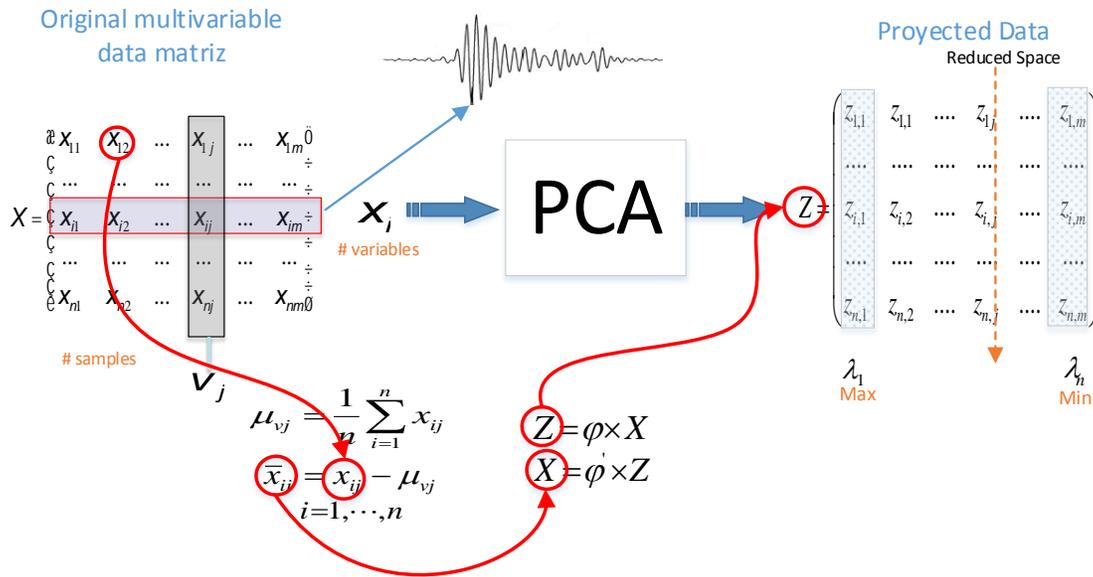


Figura 9. Modelado usando PCA

Por otra parte, PCA provee una forma simple de enfatizar relaciones entre patrones, describiendo cambios de los elementos en una matriz de datos por medio de una relación lineal expresada de la siguiente forma

$$\hat{X} = Z\phi^T + E = \text{modelo} + \text{Ruido} \quad (4)$$

\hat{X} = Matriz de datos recuperados

Z = Matriz de datos proyectados

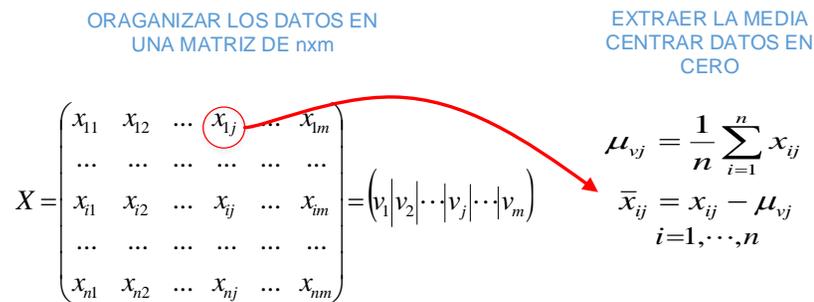
E = Matriz de residuo

La representación de PCA puede ser interpretada como un modelo usado para extraer características dominantes de datos experimentales. De esta forma el modelo $Z\phi^T$ en (4) corresponde a un nuevo espacio de coordenadas reducido con mínima redundancia, basado en la covarianza de los datos originales. ϕ es una matriz de transformación lineal que relaciona la matriz de datos X con las nuevas coordenadas. P corresponde a los componentes principales y Z a los

datos proyectados en el espacio reducido. La matriz de ruido E describe la varianza residual no considerada en el modelo estadístico.

En los siguientes pasos se resume el procedimiento para la obtención del modelo estadístico:

- i. Recolectar las señales obtenidas del estado nominal de la estructura para formar una matriz $X_{n \times m}$ de registros sin daños, donde n es el número de experimentos realizados (con daños y sin daños) y m representa el número de las señales piezoeléctricas obtenidas de cada sensor en función del tiempo.



x_{ij} = Señal registrada del i – esimo experimento y el j – esimo sensor

μ_{vj} = Es la media del j – esimo sensor del grupo total de experimentos

\bar{x}_{ij} = Es la señal registrada y restando la media del j – esimo sensor

Figura 10. Estructura matricial de datos normalizados

- ii. Utilizar la técnica de normalización GS (*Group-Scaling*), en la que cada elemento $x_{i,j}$ de la matriz se escala para considerar los cambios entre sensores. Este procedimiento se realiza calculando la media y la desviación estándar del grupo de experimentos registrados por cada sensor dispuesto en la estructura.
- iii. Determinación de los vectores más significativos usando el algoritmo NIPALS [9], el cual usa un proceso iterativo para obtener los componentes de la descomposición de los Eigenvalores de los Eigenvectores.

Una vez ejecutados los anteriores pasos el modelo PCA del estado nominal o sin daños es definido por los siguientes elementos:

- Datos Normalizados: medias ($\hat{\mu}_i$) y desviaciones ($\hat{\sigma}_i$). Obtenidas del proceso de *Group-Scaling* con $N * t_s$ valores medios y N desviaciones.
- Numero de valores propios a retener (\mathbf{L}) (Componentes principales): $\varphi_i]^{Und} = [\phi_1 \dots \phi_l]$ (para la presente investigación se retienen los componentes que aportan hasta el 95% de la varianza)
- Varianzas de los componentes principales (Eigenvalores): $\lambda_i = [\lambda_1 \dots \lambda_l]$

2.2 Cálculo de índices de daño

Obtener el modelo PCA de una estructura no es suficiente para poder discernir la existencia o no de algún daño. Por esto, en el presente trabajo se calculan los índices T² y Q de la condición actual de la estructura a partir del modelo base, y estos se usan como medidas estadísticas de daño (Mujica L. E., Structural Health Monitoring) (Tibaduiza Burgos, 2012).

Por medio de nuevas mediciones obtenidas de los sensores piezoeléctricos dispuestos en la estructura (diferentes a las muestras usadas para obtener el modelo PCA) y que corresponden a un estado desconocido de la estructura (con o sin daño) se organizan en un vector fila (X_{Damage}). Este vector fila está normalizado aplicando Group Scaling y teniendo en cuenta los valores medios ($\hat{\mu}$) y las desviaciones estándar ($\hat{\sigma}_i$) de la matriz usada para construir el modelo de línea base (estado sin daño). El vector fila de nuevas mediciones ya normalizadas se proyecta sobre el espacio reducido usando el modelo estadístico para obtener los *scores* expresados en la ecuación (5).

$$Z_{damage} = \varphi_i]^{Und} \left(\frac{X_{Damage} - \hat{\mu}_i}{\hat{\sigma}_i} \right) \quad (5)$$

Luego, usando la representación de las nuevas mediciones en el espacio reducido (Z_{damage}), se calculan los índices de daño T^2 y Q mediante las ecuaciones (6) y (7).

$$T^2 = X^T \varphi]^{Und} (\Sigma^T \Sigma)^{-1} (\varphi]^{Und})^T X = (Z_{damage}) \Sigma^{-1} (Z_{damage})^T \quad (6)$$

$$Q = r^T r, \quad r = [I - \varphi]^{Und} (\varphi]^{Und})^T X \quad (7)$$

Donde Σ es una matriz diagonal los valores propios λ_i y r es la proyección sobre los componentes residuales. El índice T^2 permite medidas de variación dentro del modelo PCA; en cambio, el índice Q estadístico es el error residual cuadrático respecto al modelo.

Las diferencias existentes entre los estadísticos del estado actual al estado sin daño, se usan para distinguir casos de daños.

Por otra parte, las proyecciones de PCA y los índices T^2 y Q se utilizan como características de entrada para una red SOM que facilite la clasificación de los diferentes tipos de daños. Así, los clústers en la red SOM agrupan casos de daños, utilizando medidas de similitud, distancia a través de un algoritmo de aprendizaje no supervisado [14].

2.3 Algoritmo de detección de defectos.

Teniendo en cuenta la descripción de las secciones anteriores se desarrolló un programa en MATLAB® que implementa el algoritmo de detección de defectos en estructuras basado en PCA presentado en la figura 11. Dicho algoritmo fue desarrollado y adaptado de acuerdo con los equipos y estructura instalada en un laboratorio de la sede UIS-Guatiguará, el cual se presenta en el capítulo de resultados.

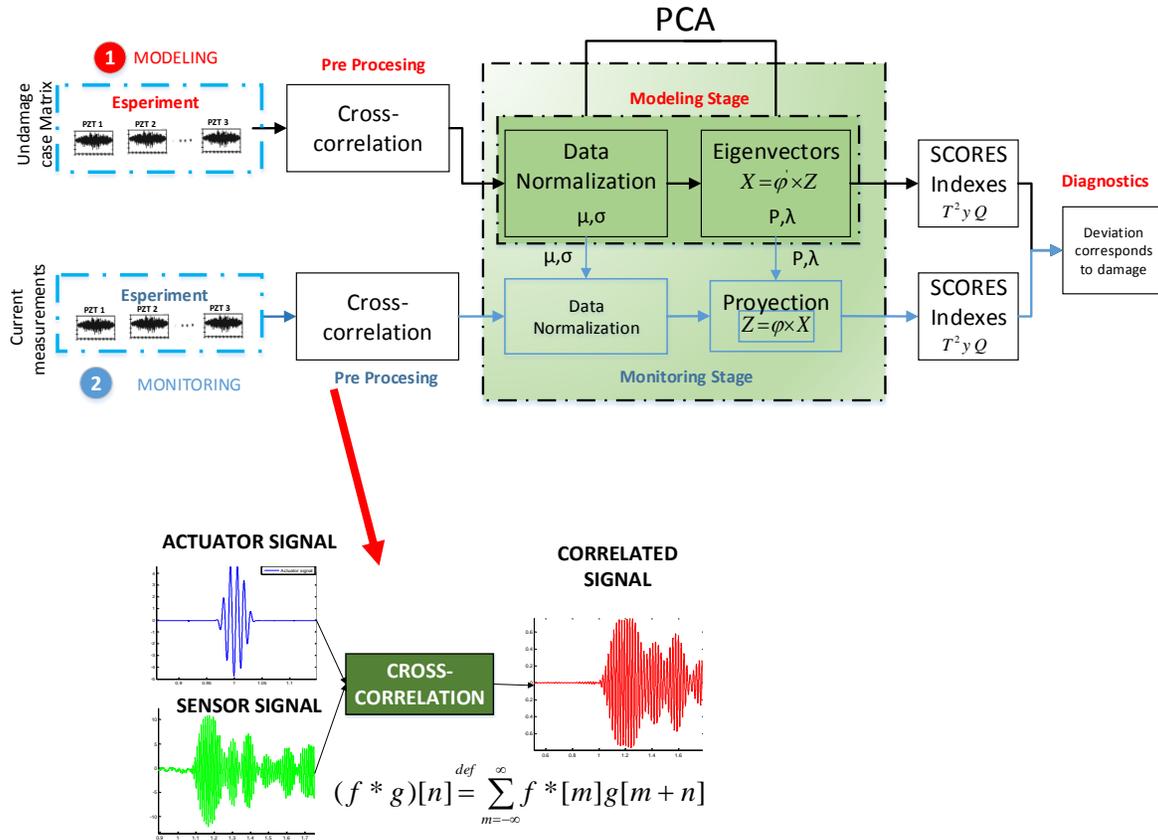


Figura 11. Esquema modular del algoritmo de modelado monitoreo y detección de daños implementado.

Como se resume en la figura 11, primero se construye la matriz de casos sin daños, se aplica correlación cruzada, se obtiene el modelo PCA que se usará en el algoritmo. Los pasos a seguir para obtener el modelo PCA son los siguientes:

- Normalizar la matriz de casos sin daños (X) por el método *group scaling*:

$$\bar{X}_{i,j} = \frac{X_{i,j} - \mu_j}{\sigma_s} \tag{8}$$

En la ecuación (8), X corresponde a la matriz de casos sin daños que está compuesta por i repeticiones y j columnas. El número de columnas es el resultado de adquirir N muestras

por sensor. Es decir, si se utilizan S sensores PZT, se obtienen $j = N * S$ columnas en la matriz X .

De esta manera, para aplicar el método de normalización mediante el método de *group scaling*, es necesario calcular la desviación estándar σ_s de las N mediciones registradas para todas las i repeticiones realizadas por cada sensor s , así como el valor medio μ_j de cada columna. La matriz normalizada \bar{X} está compuesta por cada valor $\bar{X}_{i,j}$ estandarizado por su respectivo valor medio μ_j y desviación estándar σ_s como establece la ecuación (8).

- Calcular la matriz de covarianza de la matriz normalizada, definida en la siguiente ecuación:

$$C = \bar{X}^T \bar{X} \quad (9)$$

\bar{X} : Matriz de casos sin daños normalizada

\bar{X}^T : Matriz normalizada transpuesta

- Utilizar la misma cantidad de componentes principales que el número de experimentos i . De esta manera, el espacio r -dimensional determinado por los componentes principales es de dimensión $r = i$.
- Estimar el vector de componentes principales reducido Z , mediante la obtención de los vectores propios φ y valores propios λ de la matriz de covarianza (C), utilizando un método iterativo que resuelva el problema de descomposición en valores singulares (*svd*) como se expresa en las siguientes ecuaciones.

$$[\varphi, \lambda] = svd(C) \quad (10)$$

$$Z = \varphi^T \bar{X} \quad (11)$$

El modelo de línea base obtenido mediante PCA está constituido por los siguientes elementos:

- La matriz de normalización, representada por los valores medios μ_j y de desviación estándar σ_s obtenidos de la matriz de casos sin daños X .

- La matriz de transformación φ que corresponden a los vectores propios.
- Las varianzas de las componentes principales representadas por los r valores propios λ .

Luego de obtener el modelo de línea base mediante PCA, la detección de los cambios de un nuevo experimento i respecto a casos sin daño, se realiza calculando los *Scores* y los índices Q-estadístico y Hotelling T^2 .

- **Scores:** Corresponde a la proyección Z de una nueva medición X_{new} al espacio de componentes principales definido por la matriz de casos sin daño X . La nueva medición es un vector que contiene las N muestras de cada uno de los s sensores piezoeléctricos. El vector *score* es calculado utilizando la ecuación (12).

$$Z = \varphi^T \hat{X}_{new} \quad (12)$$

En la ecuación (12), \hat{X}_{new} es el vector normalizado aplicando el método de group scaling (ecuación (8)) y utilizando los valores medios μ_j y las desviaciones estándar σ_s del modelo de línea base.

- **Índice Hotelling T^2 :** El índice T^2 es la distancia en el espacio r -dimensional definido por los componentes principales respecto al origen, calculado usando la ecuación (13).

$$T^2 = \sum_{k=1}^r \frac{t_k^2}{\lambda_k} = Z^T \lambda^{-1} Z \quad (13)$$

En la ecuación (6), el índice T^2 se calcula mediante la sumatoria de los cuadrados de cada elemento t_k del vector de SCORES o proyecciones normalizado por su respectiva varianza λ_k o valor propio.

- **Índice Q-estadístico:** El índice Q corresponde al error cuadrático expresado en la ecuación (14).

$$Q = \sum_k (e_k)^2 \quad (14)$$

Donde e_k son los elementos del vector de error residual obtenido luego de reconstruir la medición como se expresa en la ecuación (15).

$$e = \varphi Z - \bar{X}_{new} \quad (15)$$

La razón principal del uso de los *scores* y de los índices PCA en el algoritmo, se debe a que facilitan la visualización en 2D de los diferentes tipos de daños, y que facilitan la tarea de clasificación de defectos.

2.4 Clasificación de fugas mediante redes SOM

El uso de PCA hace posible la detección y localización de daños [9]. Para la clasificación de los daños es necesario incluir herramientas de reconocimiento de patrones como las redes neuronales, las redes de soporte vectorial o métodos Bayesianos. Algunos trabajos se enfocan en el uso de mapas auto-organizados (SOM), por su capacidad para operar de forma no supervisada y aprender de nuevos casos de daños. Sin embargo, la etapa de entrenamiento requiere la definición adecuada de los parámetros que influyen significativamente en el éxito de la estrategia de clasificación de daños.

Una red SOM (*Self-Organizing Map*) es una forma especial ANN (*Artificial Neural Network*) que transforma las relaciones entre datos de alta dimensión en relaciones geométricas simples de sus puntos de imagen en un espacio de dimensión bajo (Tibaduiza, 2013). Este tipo de red tiene la propiedad especial de la generar un mapa organizado en la capa de salida basado en las entradas que permiten la agrupación de los datos de entrada con características similares en *clusters*.

Actualmente, muchos estudios como (Buethe, 2012) (Calabrese, 2012) y (Torres-Arredondo, 2013) han mostrado que las redes neuronales son una poderosa herramienta para la clasificación de sistemas típicos en estructuras dinámicas para la localización de impactos de señales provenientes de sensores piezoeléctricos.

Las redes SOM implementan técnicas a nivel de clasificación en SHM utilizando bases de casos sobre comportamientos del daño. En este sentido, las redes SOM constituyen un método para clasificar observaciones de manera no supervisada. Tienen la ventaja de agrupar casos para realizar búsquedas de daños similares. En SHM se han utilizado para detectar impactos en alas de avión (Mujica L. E., 2008).

En el presente proyecto la red SOM se usó como método de clasificación de fugas y masas en cuanto a severidad y cantidad, como parte de una exploración a las posibilidades de desarrollar un sistema experto capaz de distinguir características de los daños detectados. La red SOM fue integrada en el algoritmo de detección de daños en dos etapas básicas, entrenamiento y validación, como se muestra en la Figura 12.

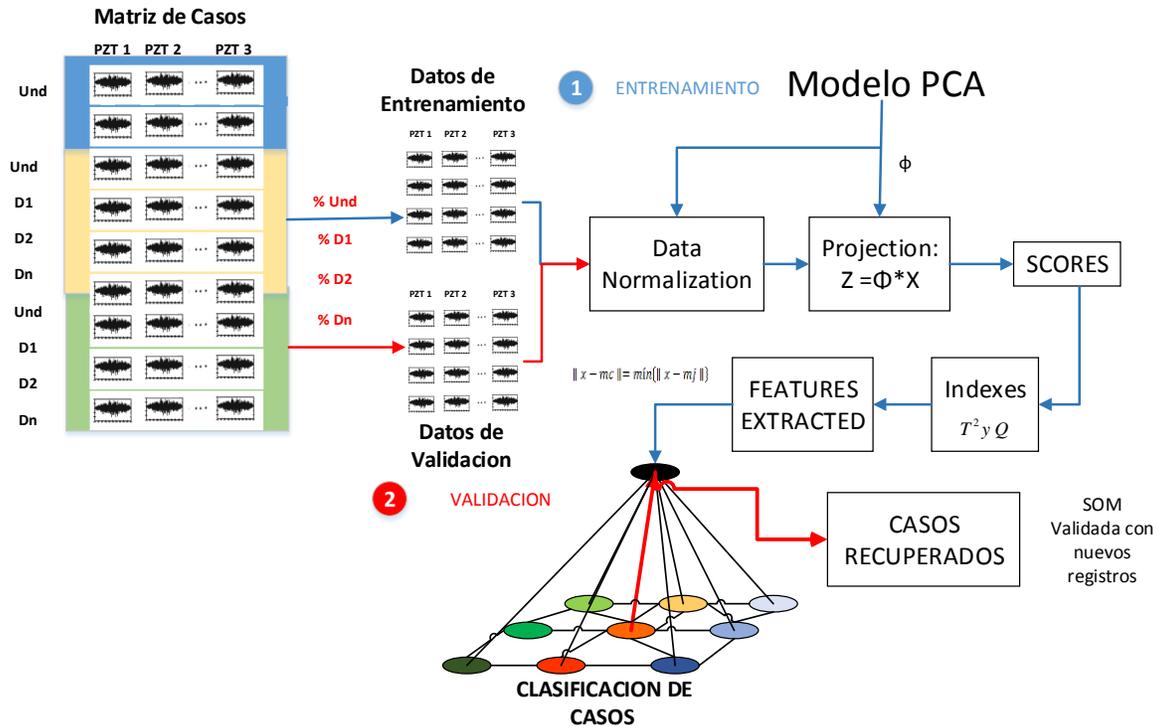


Figura 12. Metodología para el uso de redes SOM en clasificación de defectos

Partiendo de una matriz de casos con datos de la estructura con y sin daños. Se obtiene el modelo PCA siguiendo el procedimiento presentado en la sección 0 y usando un porcentaje de los datos del estado sin daño (30% casos sin daño). Una vez obtenido el modelo se proyectan sobre este un porcentaje de datos con daño (50%) y sin daño (50%) y se calculan los índices T^2 y Q . Con la información o características suministradas por los índices se entrena la red SOM, obteniéndose una distribución de *clusters* específica. Finalmente se procede a realizar la validación usando el porcentaje restante de los datos (40% sin daño y 50% con daño), se proyectan en el modelo PCA, se calculan nuevamente los índices T^2 y Q , se carga la red SOM previamente entrenada y se extraen las características agrupadas y se verifica la clasificación por medio de las etiquetas de cada daño.

2.5 Configuración de sistemas embebidos

Una de las características de un algoritmo de monitorización de salud estructural corresponde a su desempeño en tiempo real y operación continua. Teniendo en cuenta la revisión de la sección 0, en este trabajo de investigación, se realizaron pruebas de desempeño del sistema embebido Odroid-U3 para evaluar la factibilidad de implementar algoritmos basados en PCA para detección de daños en estructuras. Las características de la tarjeta Odroid-U3 se resumen en la Tabla 1:

Tabla 1

Especificaciones técnicas de los sistemas embebidos empleados

Odroid-U3	
CPU	1.7GHz Exynos4412 Prime Cortex-A9 Quad-core processor with PoP (Package on Package) 2Gbyte LPDDR2 880Mega Data Rate
RAM	2072 [MB]
Onboard Flash	8Gb, eMMC
Power Source	5VDC/2A
USB 2.0 Host	3 x USB 2.0, 1 x Micro USB
Serial Port	UART 1.8 V
Ethernet	10/100, RJ45
Video Out	HDMI (480p/720p/1080p)
GPIO	5

Odroid-U3 (Figura 13 Plataforma Embebida Odroid U3Figura 13) es un sistema embebido que puede ejecutar los últimos sistemas operativos Ubuntu 13.10 y Jellybean Android para la programación, aprendizaje, juegos, centro de medios de comunicación, servidor web, hardware de

plataforma IO y muchas otras aplicaciones. Tiene un potente procesador de cuatro núcleos con 1.7 Ghz, de bajo costo, características de eficiencia energética y biblioteca masiva de software (Hardkernel co. Ltd., 2015). Este tipo de tarjeta ha sido utilizada para aplicaciones en bioingeniería como el rastreo del movimiento del ojo en tiempo real (Świrski, Bulling, & Dodgson, 2012) y aplicaciones comerciales de cómputo de alto rendimiento.



Figura 13 Plataforma Embebida Odroid U3

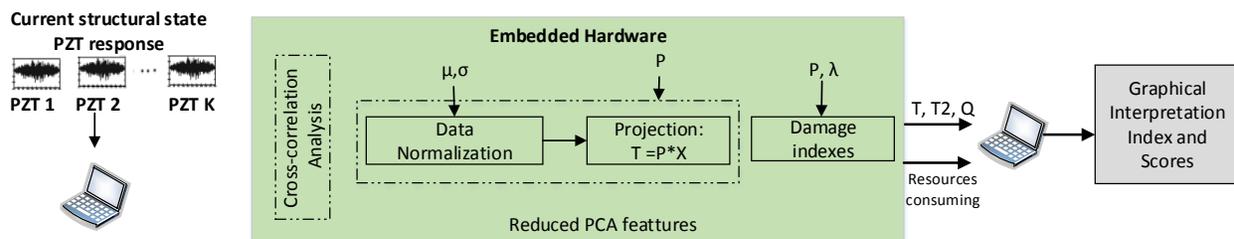


Figura 14 Metodología hardware embebido

Para implementar este tipo de algoritmo de detección de daños sobre plataformas embebidas y detectar fallas sobre la estructura de estudio, se realizó como etapa inicial la configuración del sistema embebido como un Hardware in the loop como se muestra en la figura 14 (pruebas off line). Inicialmente se dispone de casos de experimentos previamente desarrollados y almacenados en forma matricial en un PC y a los cuales se tiene acceso por medio de protocolo USB. Por tanto, la etapa de validación, se programó con Python en la plataforma embebida (Odroid U3), mientras

que la etapa de modelado es realizada en Matlab usando un sistema de cómputo robusto. Así, los parámetros del modelo de línea de base (P , λ , μ , y σ) se calculan fuera de línea en un PC y se cargan en el sistema embebido. Además, las mediciones de los piezoeléctricos con la condición actual de la estructura se registran previamente a través de un sistema de adquisición y son almacenados en un PC, que funciona como una interfaz para la interacción entre la plataforma embebida y la respuesta dinámica estructural. Por lo tanto, mediante el uso de la configuración anterior, es posible estudiar escenarios de daños simultáneos en una prueba única o de diagnóstico rápido).

3. Caso de estudio: tubería acero carbono

Para evaluar la metodología planteada, se diseñó un experimento basado en tuberías de acero-carbono de una pulgada (1' Sch - ASTM 106, 200°C, 4500 psi) [De acuerdo con la norma ASME 318] ya que este tipo de tubería es uno de los más utilizados en la industria. Se construyó un *loop* a partir de tramos de un metro soldados en cada extremo a bridas de cuatro pulgadas y secciones en ángulo recto también bridadas en los extremos. La disposición de las secciones de tubería en la forma descrita permite la implementación de diferentes pruebas de acuerdo con los requerimientos de la validación experimental. La configuración que se usó para la evaluación de la metodología se muestra en la Figura 15.

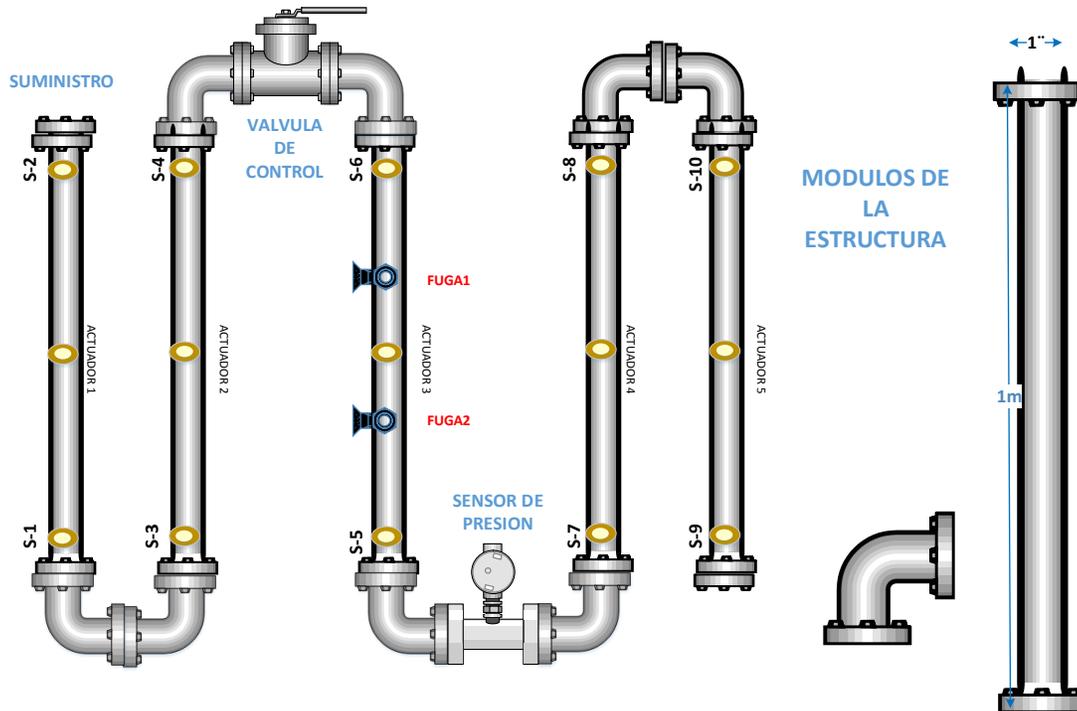


Figura 15 Diseño y configuración de estructura en estudio

El *loop* cuenta con un accesorio de conexión rápida a una línea de suministro de aire en uno de los extremos y una brida sellada en el extremo opuesto para evitar el flujo de salida. También se utilizó una válvula de bola que regula el paso de aire por la sección de tubería con fugas y un sensor tipo manómetro que permite registrar la variación de presión respecto a la presión de entrada. Para el suministro de aire se usó un compresor de 1,5 Hp con una regulación de presión de 100 psi

Los experimentos se desarrollaron inicialmente en secciones de tubería de 1m, donde se realizaron pruebas de ubicaciones de sensores, agregaciones de masas y finalmente fugas. Una vez validados estos resultados se realizaron pruebas similares en el *loop* de tuberías de acero-carbono.



Figura 16 Accesorios e instrumentación para loop de pruebas

3.1 Diseño del sistema de adquisición de datos

Debido al funcionamiento característico de los dispositivos piezoeléctricos en cuanto a su respuesta en frecuencia, tiempo y temperatura se realizó un estudio sobre su caracterización (ver sección 0) y con base en este, se diseñó y selección la instrumentación para etapas de acondicionamiento, generación y adquisición de las respectivas señales de actuación y sensado.

Siguiendo el procedimiento descrito en la sección 0, se realizó la caracterización de los PZT que se usaron en la presente investigación. Obteniéndose como resultado la respuesta en frecuencia mostrada en Figura 17 la cual indica que dicho PZT tiene una frecuencia de resonancia $f_r = 102\text{KHz}$

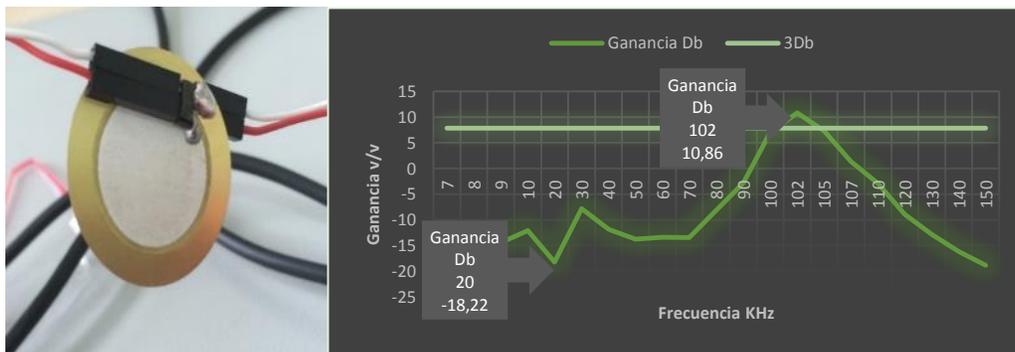


Figura 17 Respuesta en frecuencia para PZT de 23 mm

Teniendo en cuenta la frecuencia de resonancia de los PZT disponibles, se seleccionó una instrumentación que permitirá manejar frecuencias del orden de 200KHz en adelante. Como equipo medular del sistema de adquisición de datos se adquirió un osciloscopio de dos canales de entrada y con AWG (Generador de Onda Arbitraria). La función AWG permite definir una forma de onda con un vector de datos.

Para el experimento se usó una señal tipo burst o Lamb la cual se transmite de forma de paquetes periódicos a una frecuencia especificada. La señal fue acondicionada por medio de un amplificador que suministra la tensión suficiente al piezoeléctrico usado como actuador para que genere la señal mecánica que viajará a través de la tubería. Las señales registradas en el actuador y los sensores son mostradas en la Figura 18

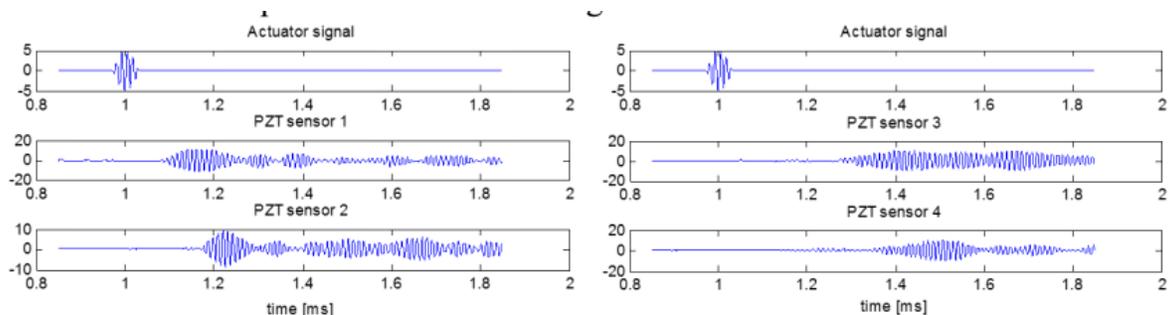


Figura 18 Señales de Actuación y respuesta registrada en los PZT

Para amplificar las señales de excitación como las de respuesta se usó un amplificador operacional de 2MHz de ancho de banda, alto rechazo al ruido alto suicheo y con tecnología J fet. El amplificador se polarizó en una configuración inversora de ganancia variable ajustada por medio de un trimer con tenciones de alimentación de $\pm 12V$. La misma configuración fue usada tanto para el actuador como para el sensor. El diseño se presenta en la Figura 19

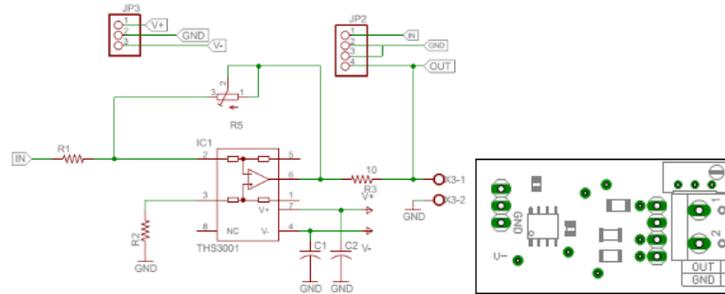


Figura 19 Esquema Amplificador para PZT

Una vez adquiridas las señales de manera estable y con una adecuada amplitud, por medio del PicoScope y teniendo en cuenta las limitaciones de dos canales de registro y uno de generación de ondas, se planteó una metodología para optimizar el uso de la instrumentación disponible para a su vez tener un mayor eficiencia y control del experimento.

La metodología que se planteó para la adquisición de señales se centra en el uso de una tarjeta multiplexora que permita alternar las conexiones entre parejas de PZTs actuador-sensor y se muestra en la Figura 20. La metodología propuesta permite el control de la secuencia de adquisición de datos por medio de un dispositivo DAQ y todo es centralizado y controlado por medio de un algoritmo programado en Matlab.

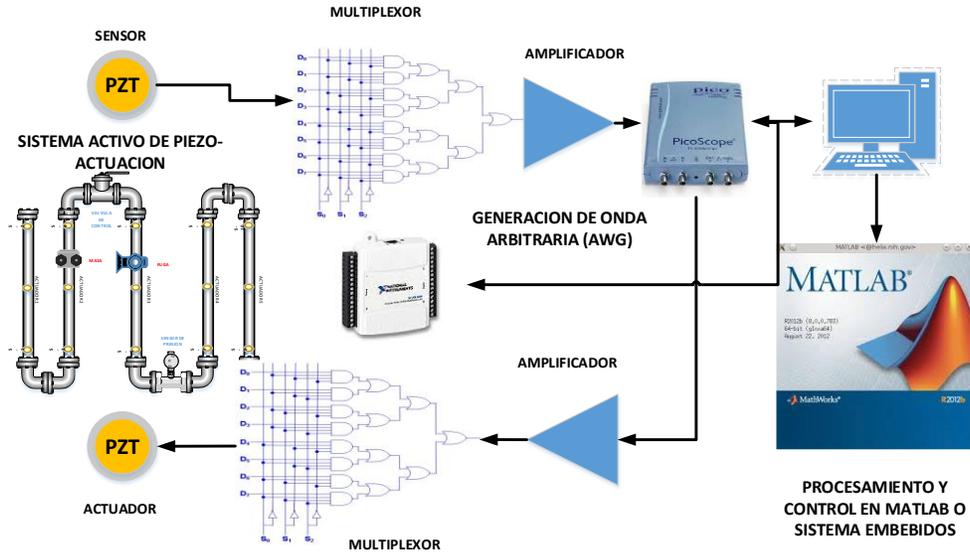


Figura 20 Metodología para la adquisición de señales de manera controlada y automática

El funcionamiento de la tarjeta multiplexora se basa en lógica digital para la activación de relés que alternan entre 8 posibles canales de conexión al amplificador que a su vez está conectado al osciloscopio. La activación de los relés se realiza por medio de una secuencia binaria y puede ser de forma manual con un *dip switch* o una secuencia de tres bits provenientes de un DAQ. El diseño del sistema de multiplexado se realizó de forma modular, de modo que se pueden conectar varias tarjetas para lograr multiplexar hasta 32 canales, además se dispuso de sócalos para el montaje las tarjetas de amplificadores y borneras para conexiones de alimentación y osciloscopio y dispositivo DAQ. Cada tarjeta multiplexora puede ser configurada para funcionar en línea de actuación o en línea de censado con sólo organizar dos *jumpers*. El diagrama esquemático es presentado en la Figura 21

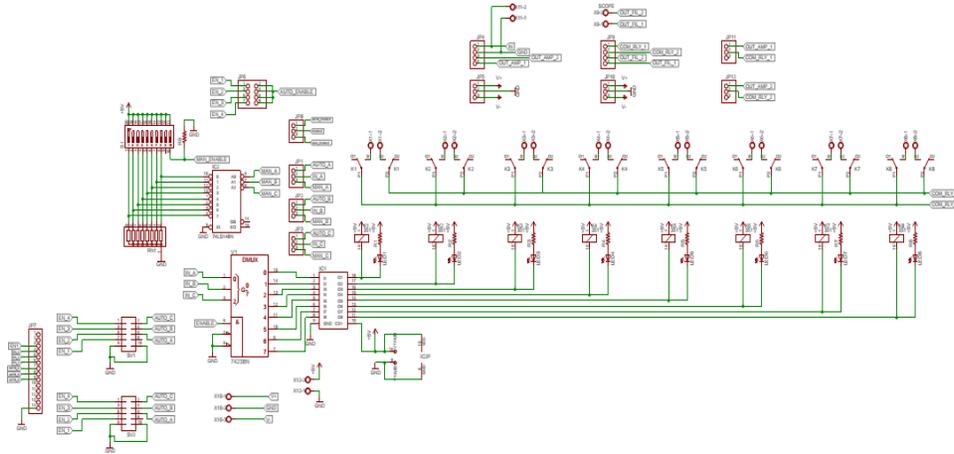


Figura 21 Diseño sistema de multiplexado para adquisición de señales

Para la alimentación de todo el sistema de multiplexado y amplificación de señales se dispuso el uso de una fuente de computador. El sistema implementado y el montaje realizado se presenta en la Figura 22



Figura 22 Sistema de adquisición de datos implantado

3.2 Configuración del experimento y simulación de defectos

El principal objetivo de esta investigación está centrado en la detección de defectos del tipo fugas. Por ser este un daño no reversible, inicialmente se desarrollaron pruebas preliminares de configuración simulando agregaciones de masa, por tanto, se realizaron experimentos inicialmente agregando masas y una vez obtenidos buenos resultados se diseñó el experimento para la generación de fugas. A continuación, se describe la forma en que se simuló las fallas para realizar los experimentos.

3.2.1 Agregación de Masas Para la agregación de masas se diseñó un accesorio en forma de cubo el cual fue perforado en la parte interna a un diámetro igual al de la tubería de la estructura (1") como se muestra en la Figura 23. Este accesorio a su vez fue cortado a la mitad para poderse armar de modo que la tubería ocupe el centro del cubo, para esto la pieza fue maquinada en las caras paralelas a la ubicación de la tubería, formando guías que permiten colocar tornillos con arandelas y tuercas para ajustar las dos mitades y asegurar el accesorio a la tubería. Esta configuración permite desplazar la masa a lo largo de la tubería de forma fácil, además de poner y quitar cuando sea necesario. Con esto se logró simular la agregación y desplazamiento de masa a lo largo de las secciones de tubería que conforman la estructura configurada para el estudio.



Figura 23 Accesorio tipo clamp para la agregación de masas en tuberías de una pulgada

3.2.2 Generación de fugas Para la generación de fugas se tomó una de las secciones de tubería bridadas y se realizó inicialmente una perforación. Esta perforación fue maquinada por medio de una herramienta de roscado (macho) con el fin de poder agregar un tornillo como se muestra en la Figura 24. Posteriormente se realizaron pruebas presurizando la tubería por medio de aire a través de un compresor, se verificó la posibilidad de permitir o no la salida de aire por medio del tornillo agregado y se pudo evidenciar la funcionalidad de la metodología planteada. El tornillo agregado se seleccionó teniendo en cuenta el espesor de la pared de la tubería perforada, con el objetivo de variar la masa en un nivel poco significativo y así tener una mejor aproximación del estado nominal de la estructura al tapar la perforación por medio del tornillo.



Figura 24 Fugas y accesorios para su taponamiento

Una vez verificado el funcionamiento de la prueba inicial se, continuó con la inclusión de 3 perforaciones más junto con sus respectivos tornillos, esto con el fin de poder tener múltiples opciones de configurar el experimento.

3.3 Variación de condiciones ambientales: temperatura y humedad.

Para estudiar el efecto de condiciones ambientales, temperatura y humedad en la detección de masas y fugas en tuberías, se diseñó un experimento para replicar las condiciones de radiación de calor producida por el sol y las condiciones de humedad del ambiente en una tubería en superficie. Este efecto fue logrado por medio de lámparas de alta potencia que permitieron variar la temperatura controlando la tensión de alimentación. Teniendo en cuenta la correlación existente entre la temperatura y la humedad, se construyó el experimento para generar cambios en el nivel de humedad (aumento de humedad) colocando un recipiente metálico en forma de canal con agua, entre el suelo y la tubería. También se colocaron resistencias para calentar el agua y dos *coolers* para generar corrientes de aire que ayuden a acelerar y homogenizar las variaciones de humedad.

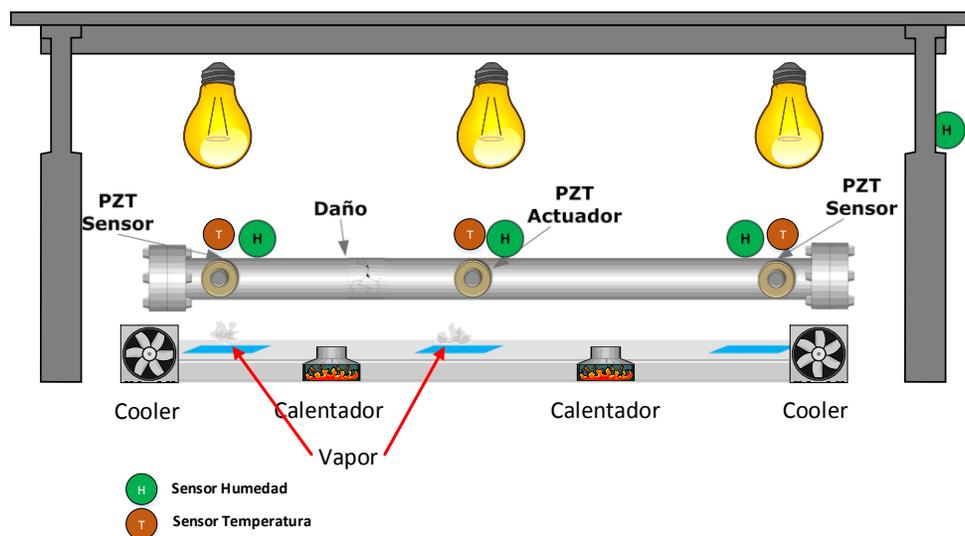


Figura 25. Diseño de experimento para generar perturbaciones en las condiciones de temperatura y humedad

También se implementó un lazo de control cerrado (PI) en un Arduino para seguir curvas de set points de temperatura, por medio de un control de fase para regular la intensidad de la luz irradiada por las lámparas.

4. Resultados

En este capítulo se describen cada uno de los experimentos realizados y se detallan cada uno de los resultados obtenidos

4.1 Detección y clasificación de daños reversibles: agregación de masas

Para probar y ajustar el desempeño del algoritmo descrito en la sección 0 se desarrolló inicialmente un experimento preliminar de agregación de masa en una sección de tubería. Se configuró el experimento variando la localización del accesorio descrito en la sección 0. De este modo se crearon 15 diferentes escenarios de daños que consistieron en desplazar una masa cada 5 cm a partir de la ubicación del PZT establecido como actuador hasta llegar al PZT que usa como sensor.

Para esta prueba se dispuso de dos PZT adheridos a cada extremo de la tubería uno se usó como actuador y el restante como sensor. La distribución del experimento se muestra en la Figura 26.

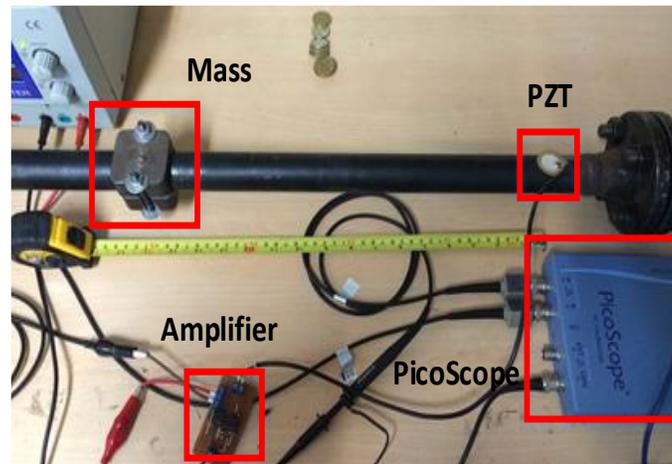


Figura 26 Experimento Agregación y desplazamiento de masa

Para esta prueba se generó una onda guiada a 80 KHz usando la herramienta AWG (generación de onda arbitraria) de un osciloscopio de conexión USB (Pico Scope). Esta señal fue amplificada a 12vpp y conectada al PZT establecido como actuador. Las señales registradas son tomadas directamente de los PZT y se almacenan de forma matricial. En esta ocasión sólo se amplificó la señal de actuación. La señal de sensada se adquirió directamente del PZT.

En resumen se realizaron 16 registros, un registro para el estado nominal (UND) y 15 registros de estados con daño que consistieron en el desplazamiento de la masa cada 5cm (D1-D15). Con estos datos se construyó una matriz de casos con 100 repeticiones para para cada una de las 15 posiciones de la masa y el estado nominal. El tamaño total de la matriz fue de 1600x19235. Donde las filas corresponden al número de registros realizados y las columnas a las muestras de la señal recolectada en el tiempo por el sensor. En este ejemplo se aplicó la correlación entre la señal de actuación y la señal sensada, como parte de pre-procesamiento, el cual se planteó en el esquema de la Figura 11. La distribución general de una matriz de casos se muestra en la Figura 27.

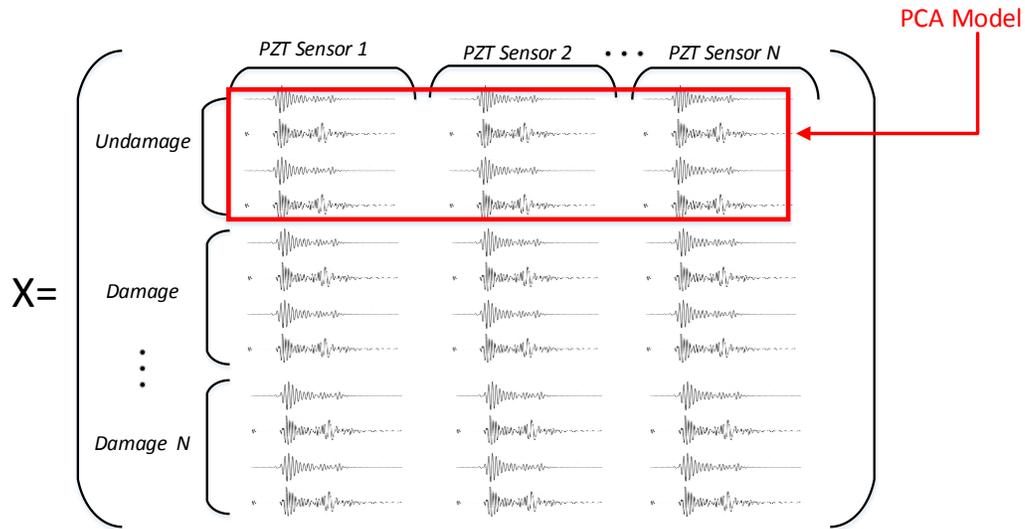


Figura 27 Matriz de casos

Un modelo PCA fue construido calculando 99 componentes principales, las varianzas se presentan en la Figura 28 donde se observa que el mayor aporte de información para este experimento está en los primeros componentes, con un salto abrupto de hasta dos potencias de 10.

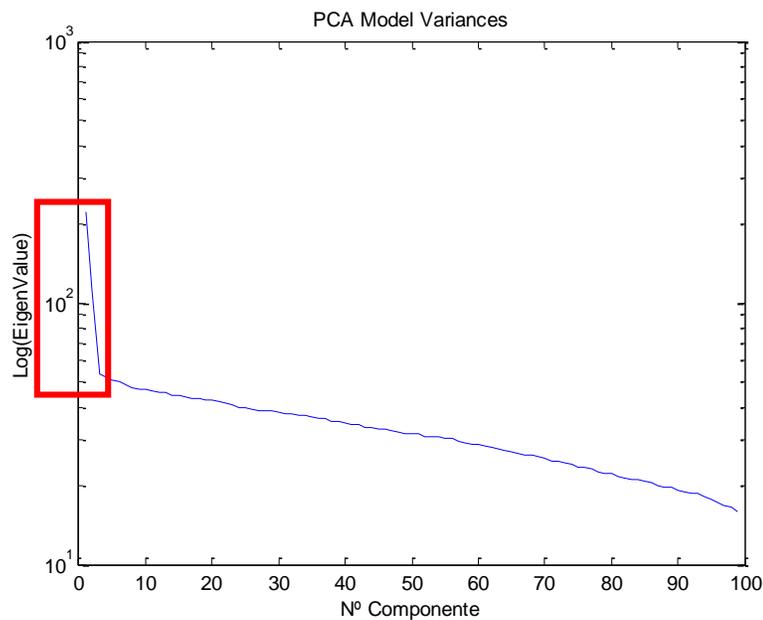


Figura 28 Varianza en función de los N-componentes

Las proyecciones de los registros de cada daño sobre los 2 primeros componentes del modelo base (scores) se ilustran en la Figura 29. Se observa una nube central de datos donde no se puede hacer distinción de cada uno de los escenarios ni del estado sin daños. Las proyecciones no manifiestan ninguna tendencia y por el contrario tienen una gran dispersión.

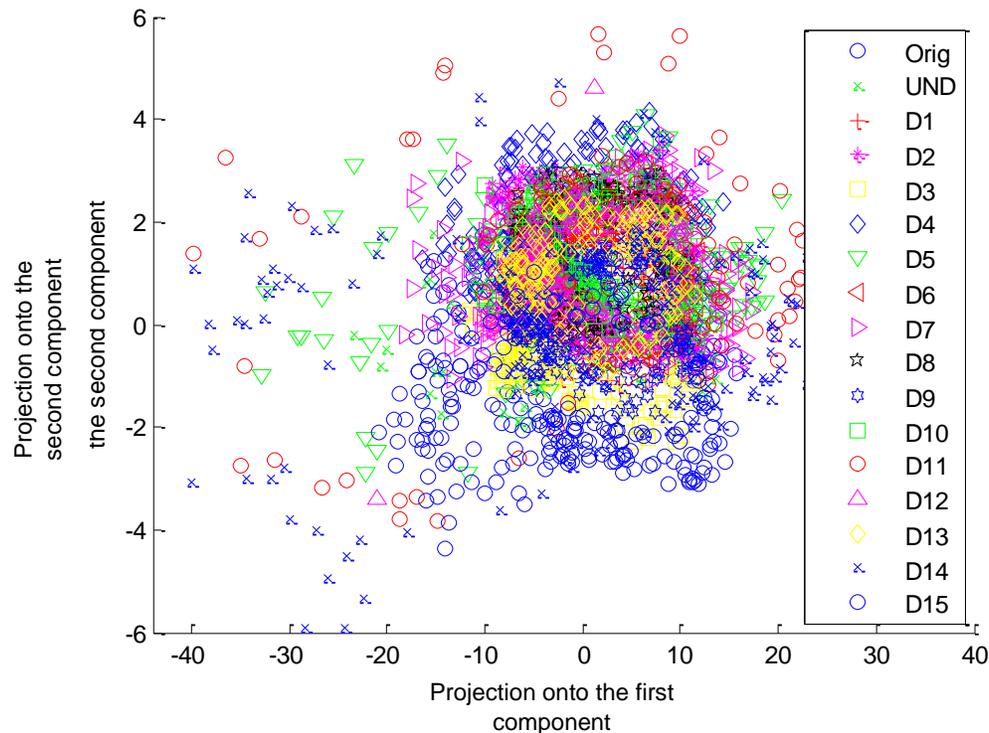


Figura 29 Proyección de los daños en dos primeros componentes del modelo PCA experimento detección de masa

En la Figura 30 se muestra las tendencias para los índices T^2 y Q estadístico obtenido para cada uno de los escenarios realizados. En estas gráficas ya se logra tener una distinción entre el estado nominal y los daños, incluso separación entre daños. Teniendo en cuenta que la ubicación del índice T^2 de cada daño es diferente al del índice Q , se realizó una gráfica de Q vs T^2 y se presenta

en la Figura 31 donde se muestra una separación más clara de los daños y una muy baja dispersión de los datos, aunque no se pueden definir fácilmente umbrales de detección.

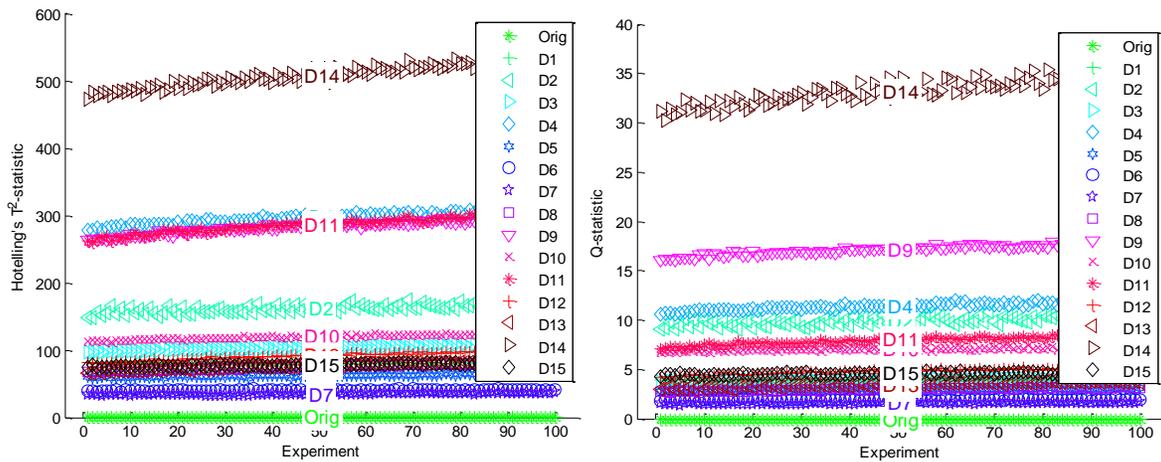


Figura 30 Tendencias de índices T^2 y Q para agregación de masas

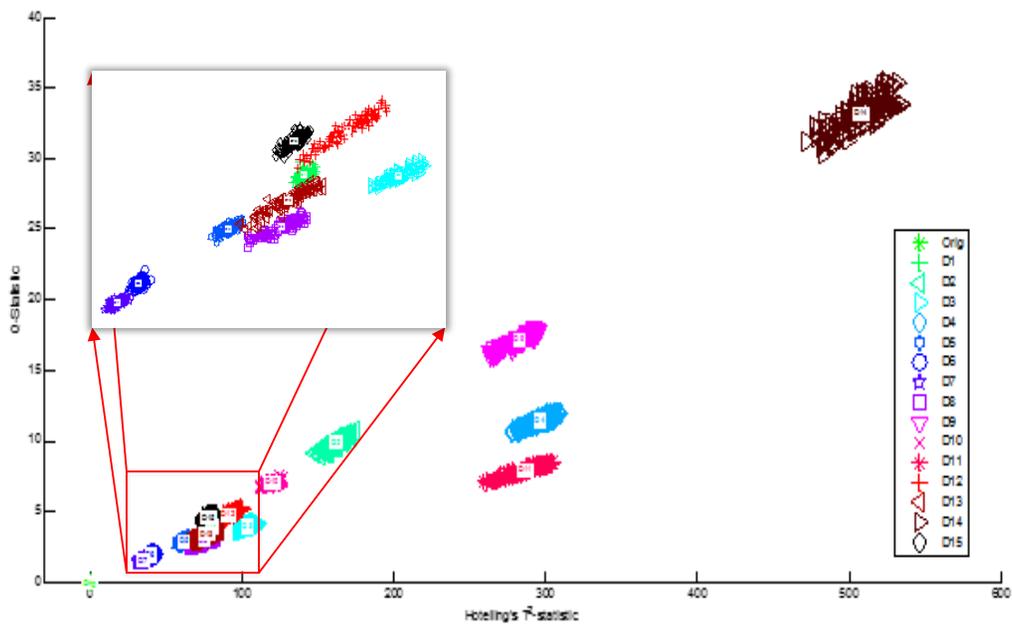


Figura 31 índices T^2 y Q para experimento de detección de masas

Usando los índices T^2 y Q como características para un clasificador, se entrenó una red SOM. La distribución de clústers se presenta en la Figura 32. El error de entrenamiento, de validación, números de clúster vacíos después del entrenamiento, se presentan en la Tabla 2

Tabla 2.

Índices de entrenamiento red SOM

Índice	Valor %
Error de entrenamiento	1,0417
Clusters Vacíos	39,74(62/156)
Error de validación	2,8125

Teniendo en cuenta que la red SOM es un clasificador de tipo no lineal se puede observar que se tiene una nueva distribución de los tipos daños con un error de validación menor a 3% y representados en un total de 156 neuronas, de los cuales 62 están vacíos pero ayudan a definir fronteras de decisión.

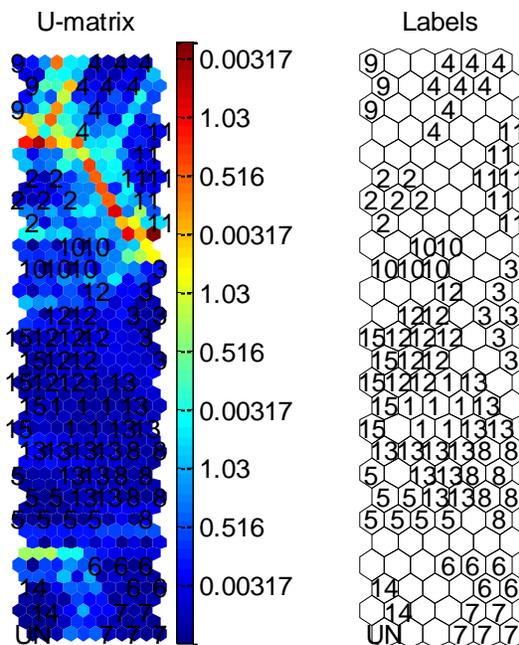


Figura 32 Red SOM entrenada con datos de experimento masas

4.2 Detección y clasificación de fugas

Con el objetivo de evaluar el algoritmo para detección de fugas planteado en la sección 0 se desarrolló un experimento en varias etapas para así evaluar características del sistema de detección como el efecto de la correlación cruzada, la presión de la fuga y cantidades de fugas.

Inicialmente se usó una sección de tubería de acero carbono de 100 x 2,54 x 0,3 (Longitud, diámetro, grosor), bridada en los extremos, en los cuales se agregó una válvula de bola y una conexión a una línea de suministro de aire en un extremo y una brida sellada al otro, para lograr una condición de presión.

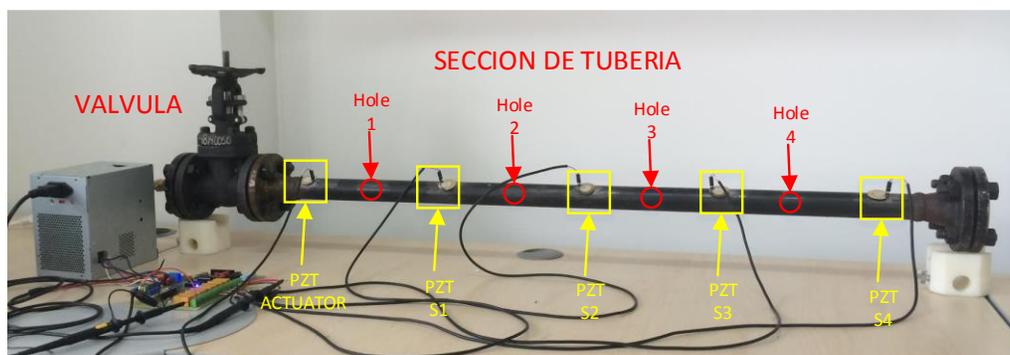


Figura 33 Experimento detección de fugas bajo condiciones de presión

La estructura se instrumentó con cinco piezoeléctricos distribuidos a lo largo de la sección de tubería donde se seleccionó un actuador y cuatro sensores como se muestra en la Figura 33. En la sección de tubería se perforaron 4 orificios de $\frac{1}{4}$ de pulgada para simular fugas. Estos orificios fueron roscados para ser taponados por medio de un tornillo pasante y así tener la opción de variar la cantidad de fugas.

Se desarrollaron experimentos variando ubicación y cantidad de fugas como se muestra en la Tabla 3. En total se crearon ocho escenarios, un estado nominal (UND) y siete daños (D1-D7) cada uno con 100 registros.

Tabla 3

Configuración de escenarios para el experimento de fugas

Fugas (Rojo = abierto)		Fugas (Rojo = abierto)	
D1	H1,H2,H3,H4	D5	H1,H2,H3,H4
D2	H1,H2,H3,H4	D6	H1,H2,H3,H4
D3	H1,H2,H3,H4	D7	H1,H2,H3,H4
D4	H1,H2,H3,H4		

En cada experimento se registró la señal de actuación y la respuesta en cada uno de los cuatro sensores y se construyeron dos matrices de casos con la estructura mostrada en la Figura 27 y de tamaño 800×71444 . Una matriz se construyó con las señales registradas de cada sensor y la otra con la correlación cruzada entre la señal de actuación y la señal registrada en cada sensor. En la Figura 34 se muestran las señales usadas para cada matriz

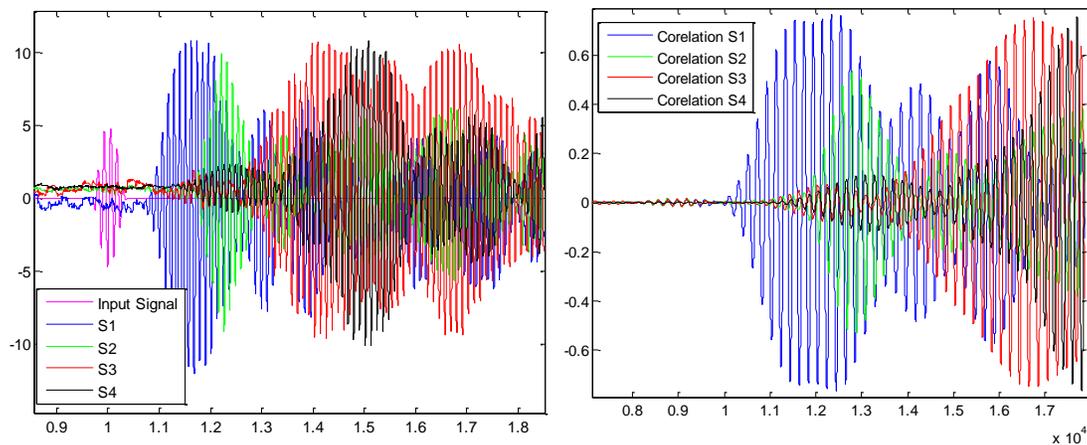


Figura 34 Señales usadas para construir matrices de casos. Derecha respuesta en el tiempo en cada sensor. Izquierda Correlación cruzada entre señal de actuación y sensada

Inicialmente se aplicó PCA a los registros del estado nominal de la matriz con correlación. En la Figura 35 se presenta la proyección de los registros de cada daño sobre los 2 primeros componentes del modelo base (scores). Se observa que al igual que en el experimento de detección de masas los datos se distribuyen en una nube central donde no se puede hacer distinción de cada uno de los escenarios ni del estado nominal. Las proyecciones no manifiestan ninguna tendencia.

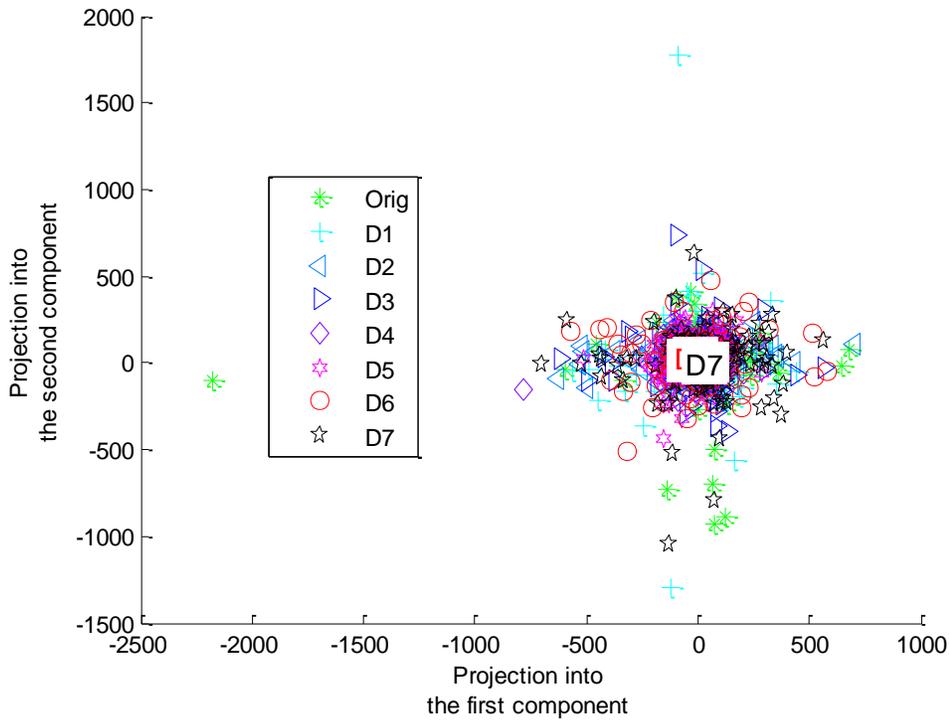


Figura 35 Proyección de los 7 escenarios de fugas a los 2 primeros componentes del modelo PCA.

Se calcularon los índices estadísticos T^2 y Q y se evidencia una separación entre los escenarios creados y se observa una mayor dispersión cuando se tienen mayor cantidad de fugas habilitadas.

Los resultados se muestran en la Figura 36

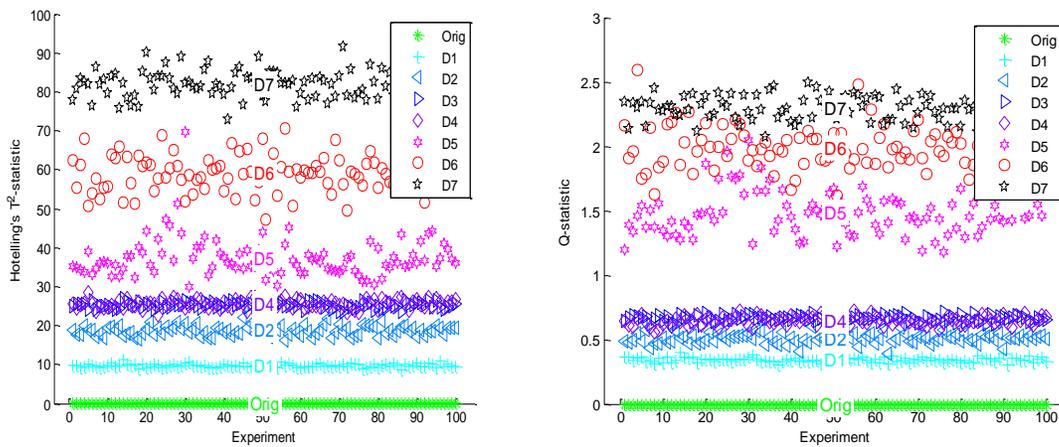


Figura 36 Tendencias índices T^2 y Q para detección de fugas

Teniendo en cuenta que la separación de los daños presentada por los índices, se construyó la gráfica de Q vs T^2 (Figura 37 Izquierda) donde se observa una clara separación de los daños y estos se podrían separar aplicando umbrales de detección.

Con el fin de analizar los buenos resultados obtenidos se realizó el procesamiento de la matriz sin correlación cruzada para evidenciar el efecto de esta en la etapa de pre-procesamiento y se construyó la gráfica de Q vs T^2 y se presenta en forma comparativa con los resultados con y sin correlación en la Figura 37. En este resultado se observa el considerable aporte de la correlación al en mejorar el agrupamiento de los daños. Esto se puede analizar, observando la Figura 34 donde se evidencia que la señal correlacionada está más definidos los tonos y reducido el ruido presente en la señal en el tiempo

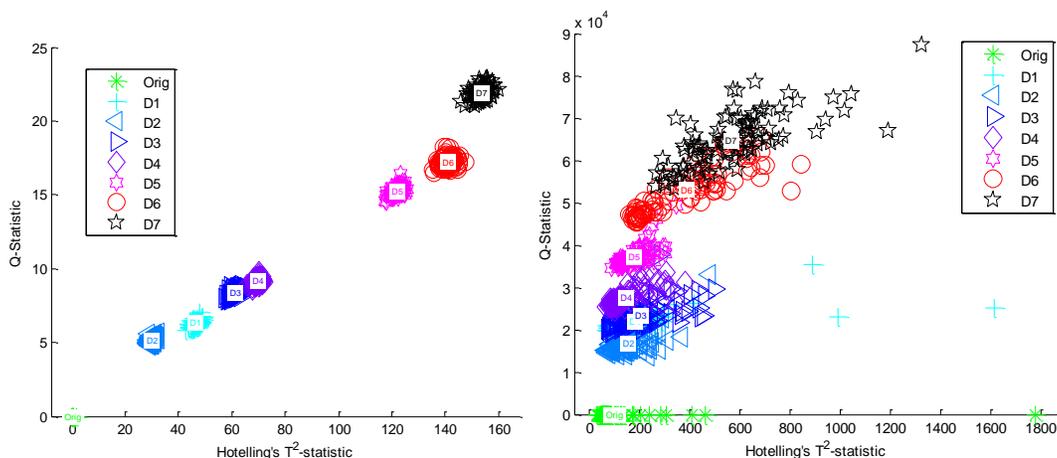


Figura 37 Comparación de índices para metodología de detección de fugas con y sin correlación cruzada. Derecha, datos correlacionados. Izquierda, sin correlación

Usando los índices se entrenó una red SOM teniendo en cuenta el procedimiento descrito en la sección 0. La clasificación obtenida por la red SOM para cada caso es mostrada en la Figura 38 y se observa una mejor clasificación y distribución de la red entre los diferentes daños del

experimento con correlación, además del uso de menos *clusters*. Para comparar las características de cada una de las redes entrenadas se calcularon algunos índices que se presentan en la Tabla 4 donde se puede evidenciar que los mejores resultados se tienen con las señales correlacionadas.

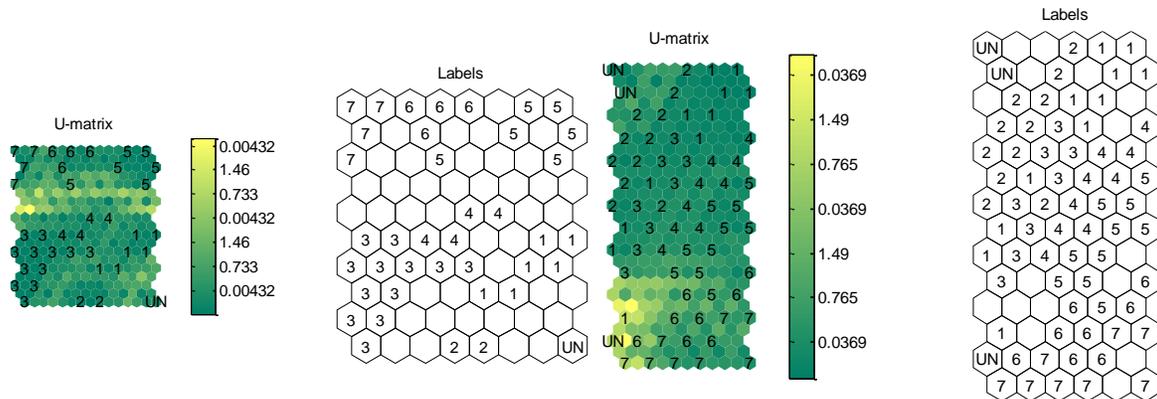


Figura 38 Clasificación de fugas usando redes SOM. Derecha datos sin correlación. Izquierda datos con correlación.

Tabla 4

Índices de comparación entrenamiento red SOM

Índice	Señal Sin Correlación	Señal con Correlación cruzada
Error de entrenamiento	de 18,5417	0
Clusters Vacíos	14	44
Error de validación	36,5625	1,5625

Adicional a este experimento se realizó otra prueba que consistió en realizar el mismo procedimiento para la simulación de fugas descrito en la Tabla 3, pero en esta ocasión sin tener el suministro de aire. Esta prueba se desarrolló con el objetivo de evidenciar, que realmente se estuvieran detectando condiciones de presión de las fugas y no variaciones de masa producidas

por los tornillos usados para taponar los orificios. Los resultados obtenidos se presentan en la Figura 39, donde se observa que el algoritmo superpone todos los índices calculados para cada daño, y no se pueden diferenciar entre cada uno de los escenarios.

Con este resultado se puede validar el desarrollo del experimento en cuanto a la metodología usada para la emulación de las fugas y a la efectividad del sistema para la detección de este tipo de eventos.

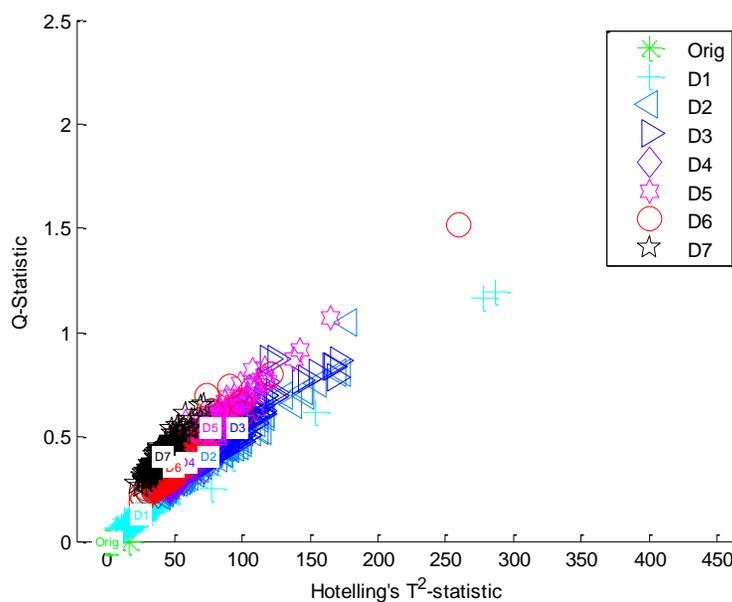


Figura 39 Índices T y Q para prueba en tubería sin presurizar

Como última etapa de este experimento se integró la sección de tubería con fugas en el loop descrito en la sección 0, y nuevamente se desarrollaron los escenarios descritos en la Tabla 3 a una presión de 90 psi suministrados por medio de un compresor. En esta ocasión se contó con 8 PZTs asignados como sensor ubicados en cada extremo de la sección que conforma el loop, y 4 PZTs actuadores ubicados en el centro de cada sección. Los resultados del uso de correlación y del cálculo de los índices T y Q se muestran en la Figura 40. En este resultado se observa una clara

separación entre los daños y se verifica el funcionamiento de la metodología en el loop completo y con el uso de más sensores, lo cual indica que el sistema puede ser funcional en estructuras más complejas y de mayor dimensión.

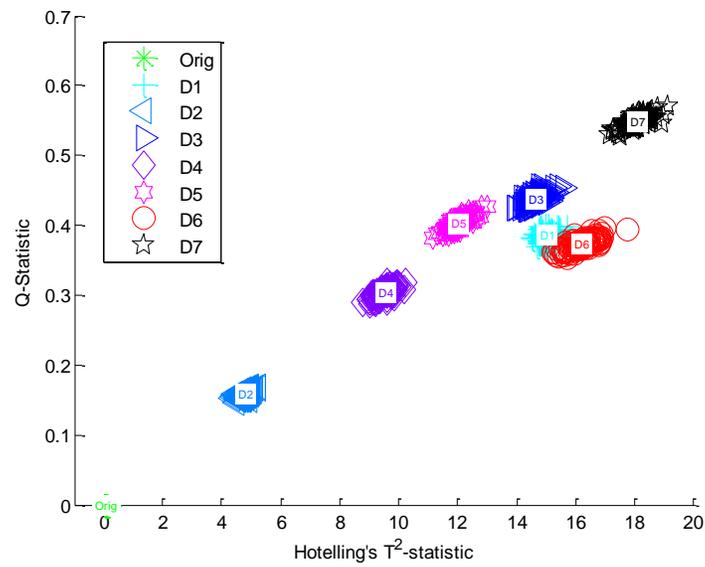


Figura 40 Índices T^2 y Q para detección de fugas en loop de tuberías.

4.3 Análisis del efecto de la temperatura y humedad en la detección de fugas

Para el desarrollo de este experimento se tomó como punto de partida la obtención una curva de temperaturas de la ciudad de Barrancabermeja tomadas cada hora durante 8 horas en un día normal con el fin de emular un ambiente real. Las condiciones de temperatura se simularon por medio del montaje experimental que se describió en la sección 0. Se plantearon acciones de control cada 10 minutos respecto al cambio del *set point* según los datos de la curva de temperaturas. Los registros de las señales piezoeléctrica se tomaron una vez se estabilizaba la temperatura. La toma de datos de los sensores Piezoeléctricos, de temperatura y humedad se realizó por de manera simultánea

por medio de un sistema de adquisición de datos para luego realizar su respectivo análisis. El experimento se realizó en el loop de tuberías como se muestra en la Figura 41.

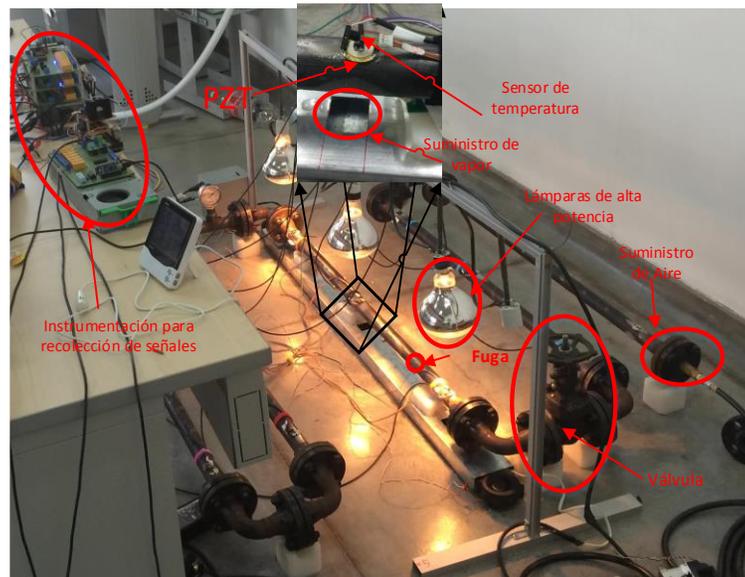


Figura 41 Experimento de condiciones ambientales

Para la generación de perturbaciones en las condiciones de humedad y temperatura se utilizó el montaje descrito en la sección 0. El experimento se inició con la temperatura y la humedad presente en el laboratorio, se realizó un registro de las señales piezoeléctricas y posteriormente se activaron las lámparas de alta potencia y el sistema de control de temperatura. Después de varios registros de señales piezoeléctricas en diferentes niveles de temperatura generados, se activaron las resistencias para calentar el agua y generar perturbaciones a la humedad. Las curvas de *set point* de temperatura, comportamiento de la humedad, y los eventos generados se muestran en la Figura 42. El experimento se realizó para observar los efectos de temperatura y humedad sobre el sistema de detección de fallas.

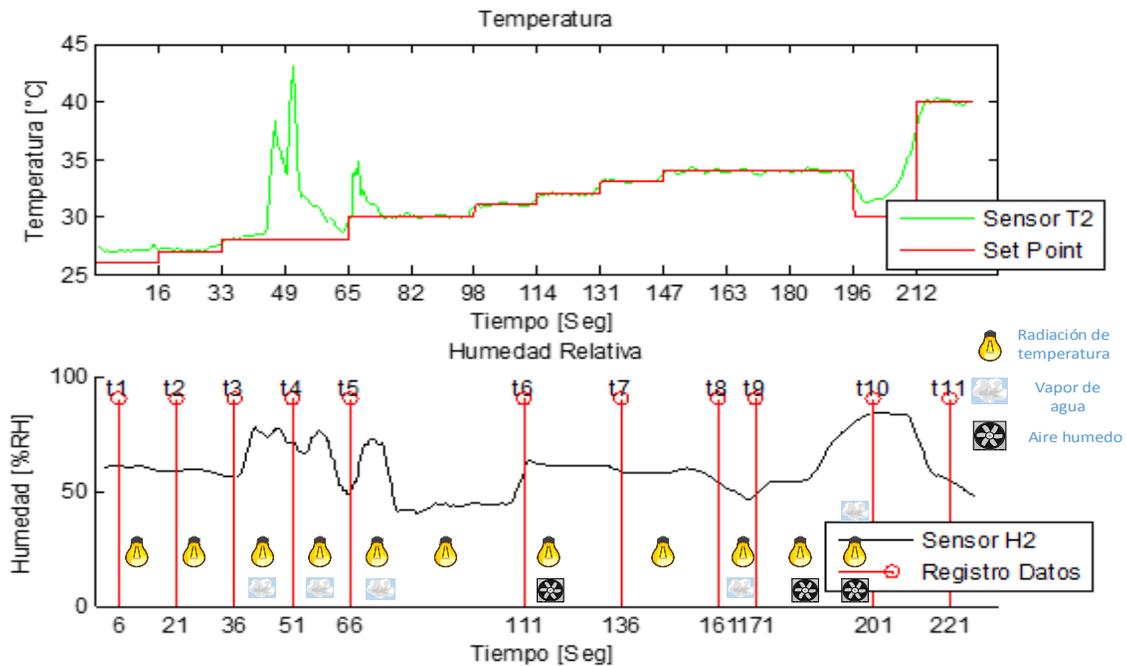


Figura 42 Curvas de temperatura y humedad registradas para evaluar condiciones ambientales

Las condiciones ambientales se emularon específicamente en una de las secciones del loop mediante el seguimiento de una curva de temperatura. Además en algunos instantes de la curva se realizaron perturbaciones a las condiciones de humedad que afectaron el comportamiento de la temperatura. En diferentes momentos del experimento se realizaron evaluaciones del sistema de piezo-diagnos, tomando registros sin daño y con daño, habilitando una fuga mediante la total extracción del accesorio de taponamiento, con el fin de garantizar las mismas condiciones en cada evaluación. En total se realizaron 11 registros en tiempos diferentes.

Como punto de partida en el análisis se tomaron los datos registrados para las condiciones ambientales iniciales del estado sin daño, se construyó un modelo PCA (Sección 0) sobre el cual se proyectaron los datos de condiciones de daño (una fuga a total apertura) registrados en los diferentes tiempos y se calcularon los índices T^2 y Q . Los resultados se presentan en la Figura 43

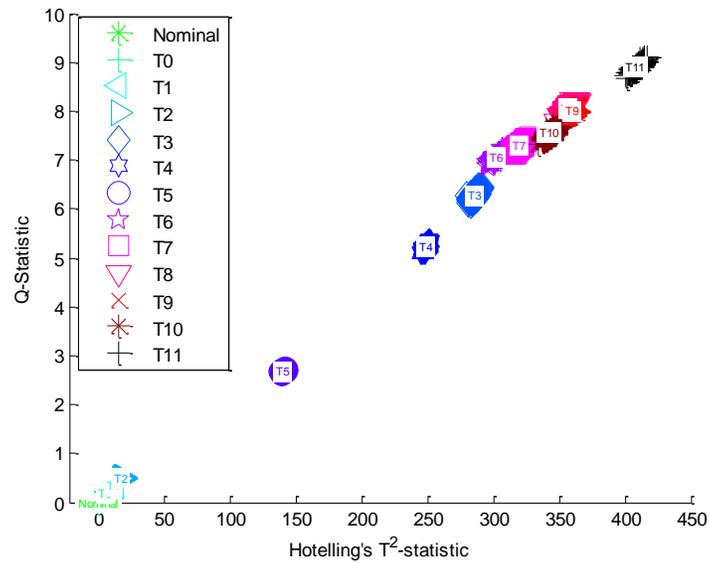


Figura 43 Índices de daños con análisis inicial de condiciones ambientales

En los resultados obtenidos se evidencia una clara separación entre los registros en diferentes tiempos y diferentes condiciones de temperatura y humedad realizados para la misma condición de fuga, lo cual evidencia un claro efecto de las condiciones ambientales en el diagnóstico obtenido, puesto que se pueden camuflar fallas entre cambios de las condiciones de humedad y temperatura.

Teniendo en cuenta los resultados iniciales se realizó un segundo análisis donde se tomó el modelo PCA construido y se proyectaron los estados sin daño registrados en los diferentes tiempos de la prueba, nuevamente se construyó la gráfica de los índices de daños y los resultados se muestran en Figura 44.

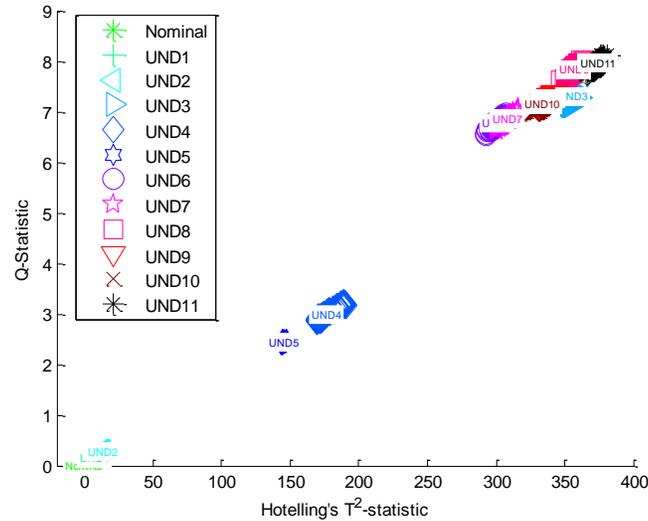


Figura 44 Índices de daños con análisis de estados sin daños

En esta gráfica se puede ver que los estados sin daño están dispuestos de manera similar a los datos del estado con una fuga. Con este resultado se puede evidenciar que la temperatura tiene un importante efecto en el sistema de detección de fugas, y que presenta una tendencia lineal. Teniendo en cuenta estos resultados se planteó un nuevo análisis de los datos, donde se construyó un nuevo modelo de línea base usando estados sin daño registrados en diferentes tiempos del experimento. Una vez creado el nuevo modelo PCA, se proyectaron nuevamente los estados con una fuga registrados en las diferentes condiciones de temperatura y humedad, se calcularon los índices de daño y se contruyó la gráfica de Q vs T^2 que se presenta en la Figura 45.

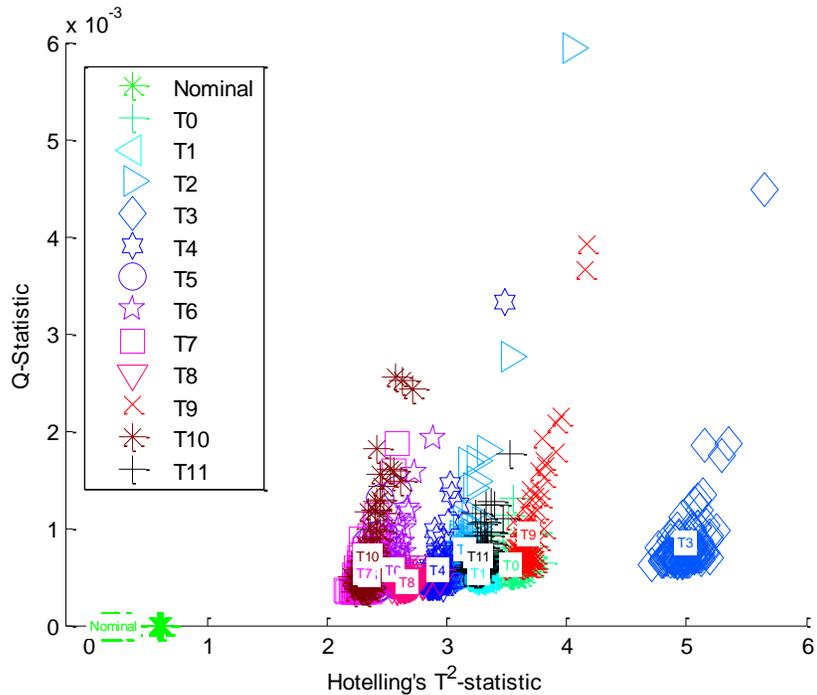


Figura 45 Gráfica de Q vs T^2 usando un modelo PCA extendido con datos de diferentes condiciones de temperatura y humedad

En esta gráfica los datos presentan una aglomeración en un área reducida. Teniendo en cuenta que los valores de Q tuvieron un reducción de un intervalo de 1 - 10 a estar en un intervalo de $0,3 \times 10^{-3}$ - 2×10^{-3} y los valores de T^2 cambiaron de un intervalo de 10 - 450 a estar en un intervalo de 2 - 5. Se puede ver que el índice Q es menos sensible a las perturbaciones generadas, mientras que T^2 a pesar de reducir significativamente sus valores hace distinción entre los diferentes eventos de la prueba. El resultado obtenido en este análisis es el esperado para un sistema de detección de fugas robusto ante condiciones de temperatura y humedad.

Debido a los resultados obtenidos de la Figura 43 y con el fin de entender este fenómeno se analizaron las señales registradas en el tiempo. Se graficaron la respuesta de un mismo sensor en etapas diferentes del experimento, para el estado sin daño, temperaturas diferentes y condiciones similares de humedad. Los resultados se presentan en la Figura 46

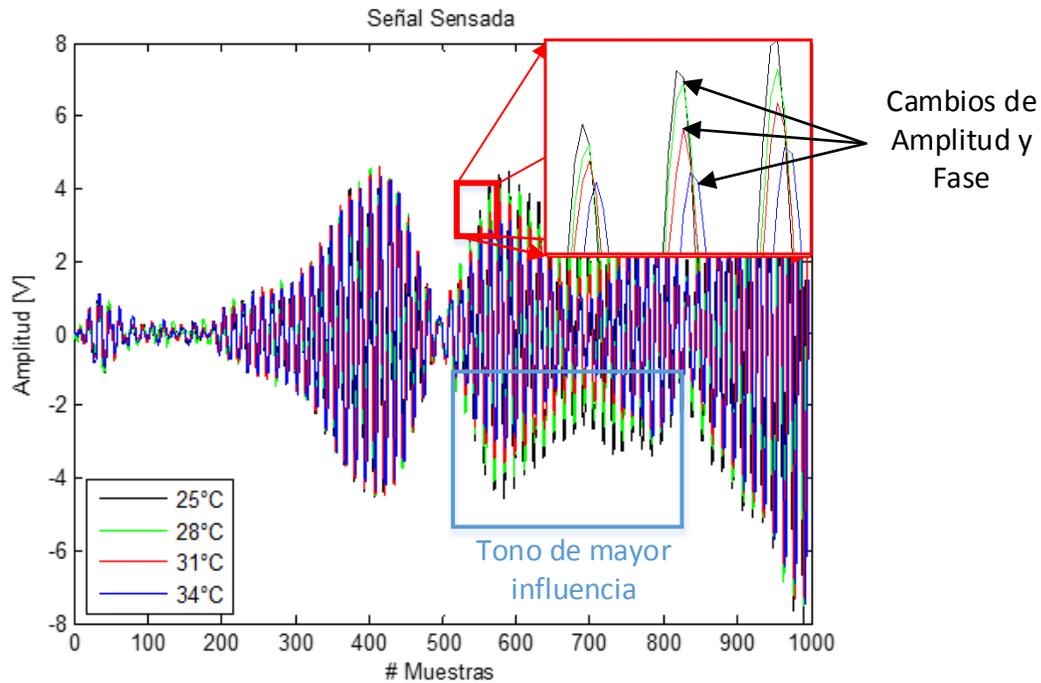


Figura 46 Señales piezoeléctricas en el dominio del tiempo a diferentes temperaturas

En estos resultados se puede observar que se presentan cambios en la amplitud y desfases en las señales. Analizando estos cambios con las temperaturas de registro se puede observar que a mayor temperatura menor amplitud y mayor desfase.

Teniendo en cuenta que la temperatura y la humedad son condiciones que están altamente correlacionadas se realizó un nuevo experimento para evaluar el efecto de la humedad. El experimento consistió en realizar registro de señales piezoeléctricas en diferentes tiempos, causando perturbaciones a la humedad y manteniendo condiciones de temperatura estables. Las condiciones del experimento y las curvas de temperatura y humedad registradas se presentan en la Figura 47. En las curvas presentadas se puede evidenciar la correlación existente entre la temperatura y la humedad observando el punto de registro T3 en el cual se aplica vapor de agua, por medio del cual se aumenta la humedad pero se genera una perturbación a la temperatura.

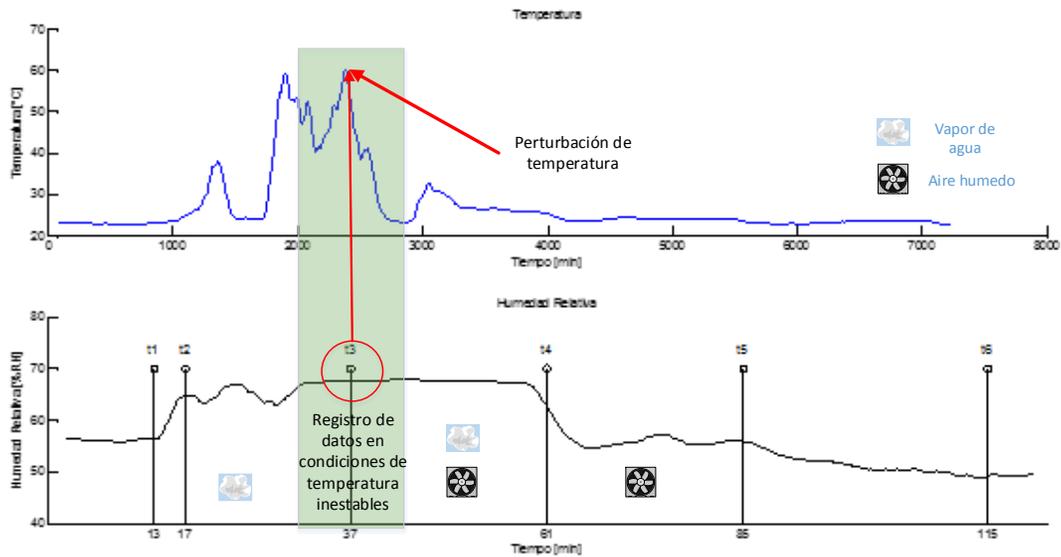


Figura 47 condiciones de experimento para análisis de efectos de la humedad

Los resultados de comparar las señales piezoeléctricas registradas en un mismo sensor bajo diferentes condiciones de humedad se presentan en Figura 48. En esta gráfica no se evidencia grandes variaciones en las señales en diferentes condiciones de humedad, y nuevamente se evidencian los efectos de la temperatura en la amplitud de la señal (registro T3)

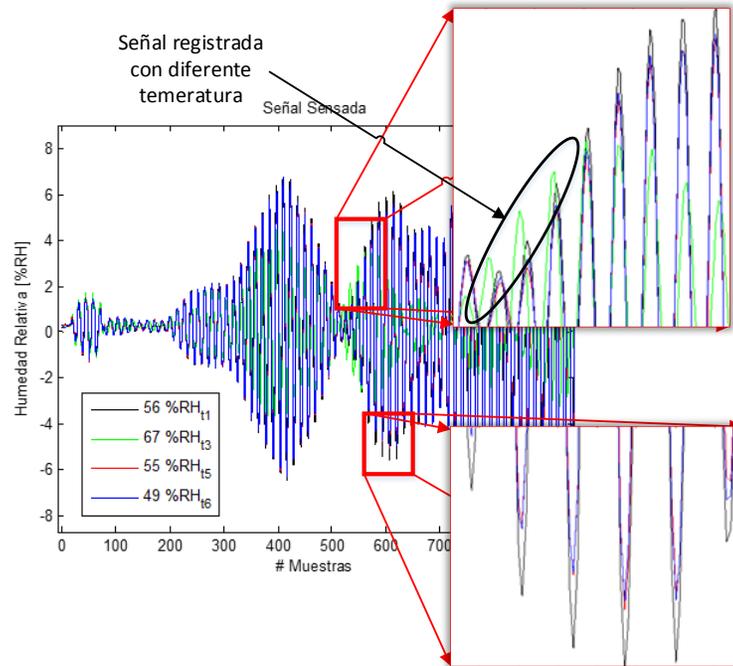


Figura 48 Señales piezoeléctricas en el dominio del tiempo a diferentes condiciones de humedad

4.4 Experimentos variando la apertura de la fuga

Una vez proada la metodología de detección de fugas en una sección de tuberías y en el loop completo con y sin presión de aire, además de los escenarios donde se presentaban diferentes cantidades de fugas y diferentes posiciones, se planteó un experimento para analizar la sensibilidad del algoritmo en cuanto al grado de apertura de la fuga.

Este experimento se realizó en el loop de tuberías descrito en la sección 0 con el procedimiento para la simulación de fugas descrito en la sección 0. Para la ejecución de esta prueba se dispuso de una sola fuga, la cual se fue aumentando de forma gradual mediante la extracción del tornillo que funciona como tapón, hasta ser removido totalmente de la tubería como se puede ilustrar en la Figura 49. La presión en el suministro de aire se mantuvo constante a 100 psi con variaciones de ± 10 psi por medio de un compresor.

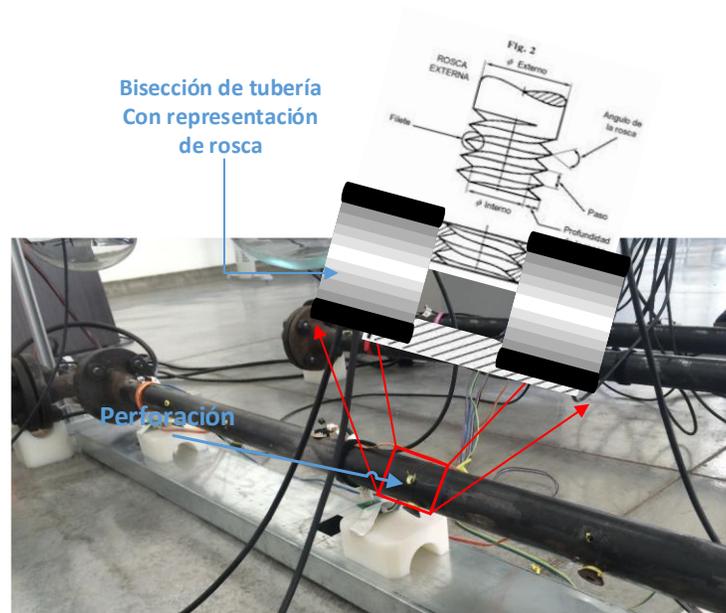


Figura 49 Experimento grado de apertura de una fuga

Para este experimento se realizaron seis escenarios. Un escenario sin daño o estado nominal, y cinco escenarios con daños que consistieron en diferentes grados de apertura de la fuga como se muestra en la Tabla 5.

Tabla 5

Descripción de escenarios de grados de apertura

Daño	Grado Apertura	Descripción
D1	0,5	Media vuelta de apertura
D2	1	Una vuelta de apertura
D3	2	Dos vueltas de apertura
D4	3	Tres vueltas de apertura
D5	Total	Apertura total

En cada escenario se realizaron 100 registros para con un tamaño de 1000 muestras por sensor para un tamaño total de 8000 muestras por registro. A los datos recolectados se aplicó la

correlación y se construyó una matriz de casos con tamaño 600 x 15992. Con los datos del estado nominal se obtuvo un modelo PCA. La proyección de los daños sobre los dos primeros componentes es mostrada en la Figura 50 donde se puede observar una separación entre el estado nominal y las condiciones de daño pero no se puede distinguir entre los diferentes daños.

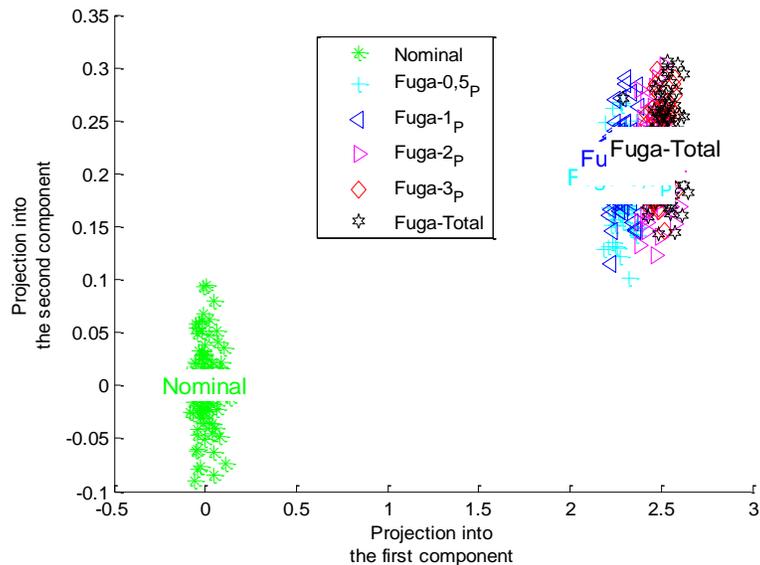


Figura 50 Proyección de los 5 escenarios de daños en los 2 primeros componentes del modelo PCA para el análisis de grado de apertura de fugas.

En la Figura 51 se muestran las tendencias de los índices estadísticos T^2 y Q donde se observa una clara separación entre el estado nominal y entre los estados de fuga, además se presentan tendencias separables entre los daños.

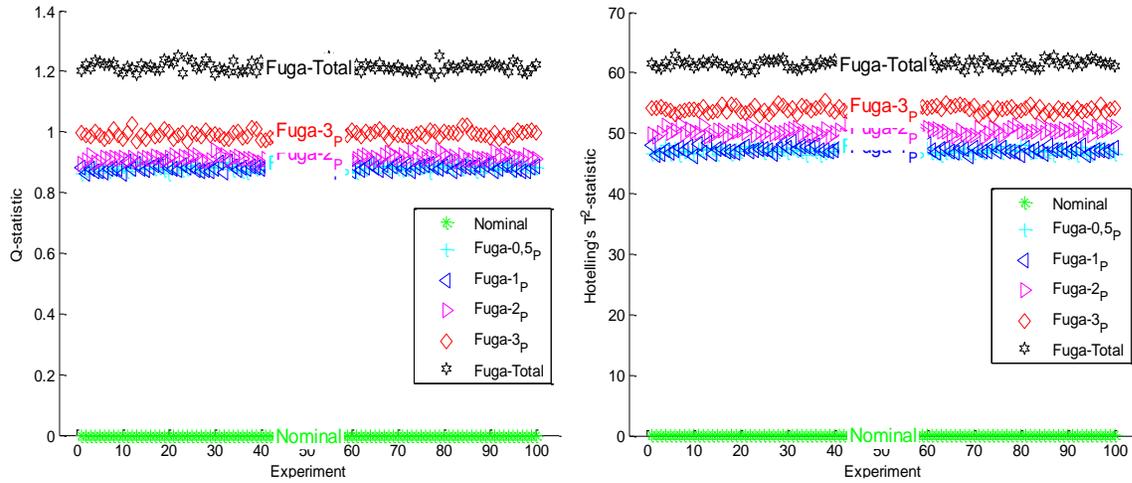


Figura 51 Tendencias de índices T^2 y Q para diferentes apertura de fuga

Teniendo en cuenta que la ubicación índice es diferente para cada daño, se realizó la gráfica de Q vs T^2 donde se muestra una separación más clara de los daños aunque entre el grado de apertura de medio paso del tornillo y un paso de tornillo no se pueden definir fácilmente umbrales de detección y esto se refiere a la sensibilidad del sistema.

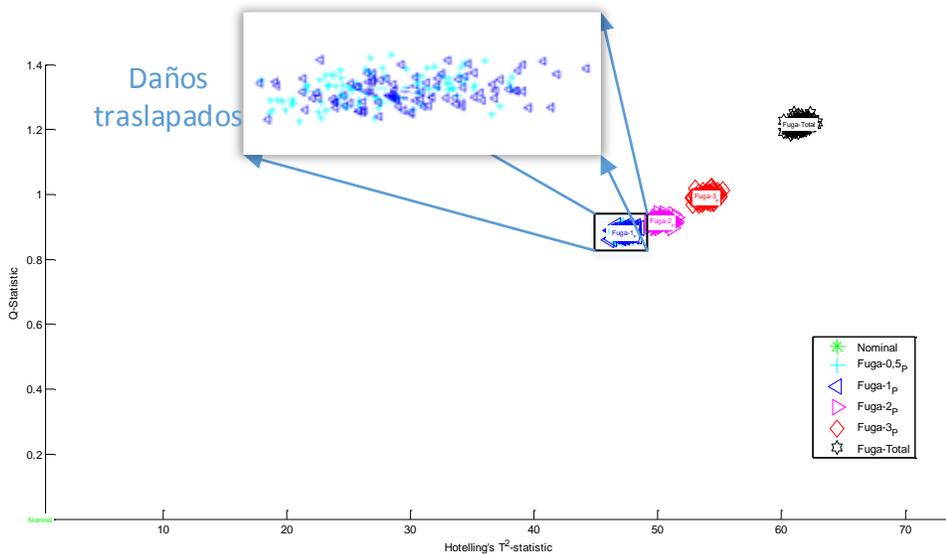


Figura 52 Índices T^2 y Q del experimento de grados de aperturas de fuga en loop de tuberías.

4.5 Clasificación de defectos en loop de tubería

Una vez probada la metodología para la detección de fugas la cual también es probada con experimentos de agregación de masas, se planteó un experimento con el fin de explorar si el sistema planteado es apto para discriminar entre las dos condiciones de daños planteadas. Por tanto se planteó un experimento que consideró un escenario de fuga y un escenario de agregación de masa usando las características planteadas en las secciones 0 y 0 y usando el loop de tuberías.

Además con el objetivo de probar la eficacia del sistema y del algoritmo establecido, el experimento se repitió en tiempos diferentes para evaluar la repetitividad del diagnóstico obtenido. La distribución de los daños dentro del loop se muestra en la Figura 53. Por tanto se realizaron cinco tomas de datos con dos escenarios diferentes en tiempos diferentes.

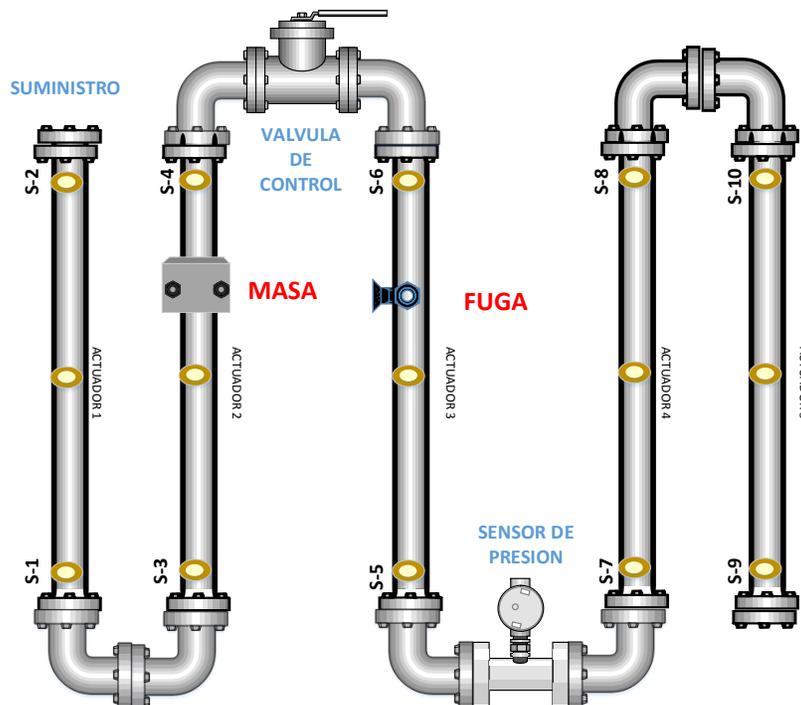


Figura 53 Configuración experimento clasificación de daños

En la Tabla 6 se resumen las condiciones y el orden del experimento. Para las condiciones de fuga se extrajo totalmente el tornillo y las condiciones de masa se realizaron seguidas puesto que como se presentó en 0 el sistema es sensible a ubicación de la masa, estas consideraciones se tuvieron en cuenta para garantizar la repetitividad del experimento.

Tabla 6

Descripción y orden experimento clasificación de daños

Daño	Descripción	Tiempo (m)
UND	Estado Nominal	T0 = 0
D1	Fuga	T1 = 5
D2	Masa	T2 = 10
D3	Masa	T3 = 20
D4	Fuga	T4 = 30

Con los datos de UND se creó un modelo PCA calculando 99 componentes principales. Los registros de cada daño fueron proyectados sobre el modelo PCA, con las proyecciones obtenidas se calcularon los índices T^2 y Q , los cuales se presenta en la Figura 54 donde se evidencia una clara separación entre los daños y el estado nominal, y a su vez entre los tipos de daños simulados. Además de la separación entre los tipos de daños, también se observa una aproximación entre los daños del mismo tipo realizados e tiempos diferentes.

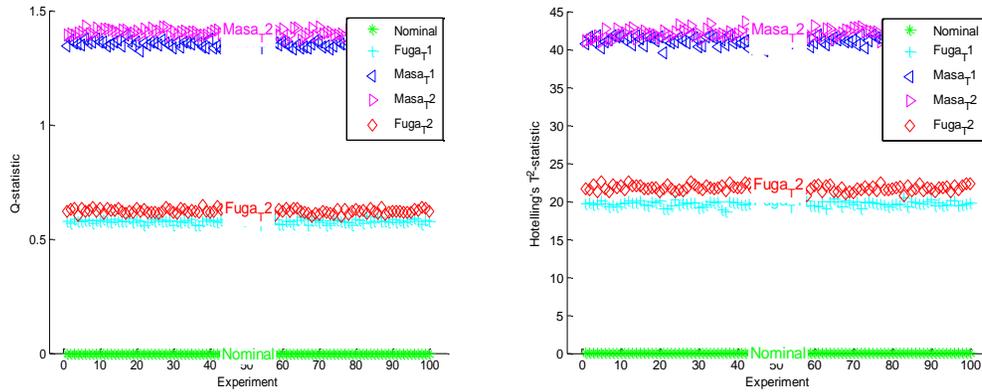


Figura 54 Índices Q y T² calculados del experimento de clasificación de daños

En la Figura 55 se presenta la gráfica de Q vz T² donde se evidencian los resultados mencionados y se observa una mayor distinción entre los los daños del mismo tipo, desarrollados en tiempos diferentes.

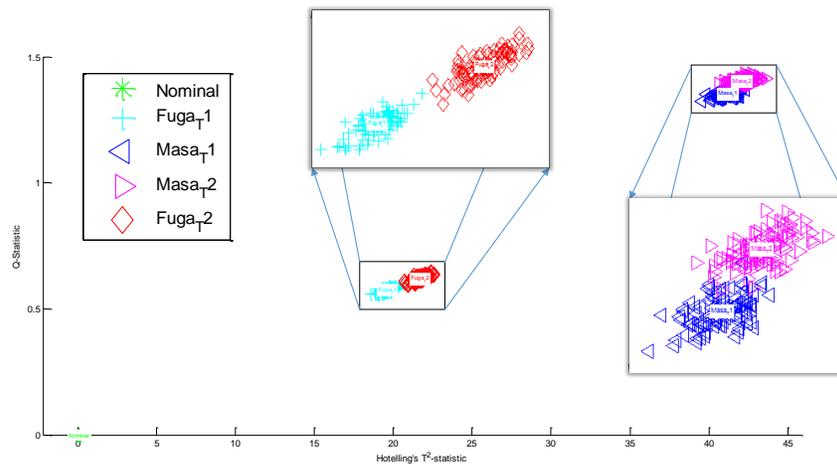


Figura 55 gráfica Q vz T² del experimento de clasificación de daños.

Se entrenó una red SOM usando los índices T² y Q, teniendo en cuenta la clara separación entre los tipos de daños para evaluar el sistema de clasificación programado y se obtuvo la distribución

de *clústers* mostrada en la Figura 56. En la distribución de los *clústers* se observa una clara separación entre los daños de tipo masa y los daños de tipo fuga definida por lo *clústers* vacíos.

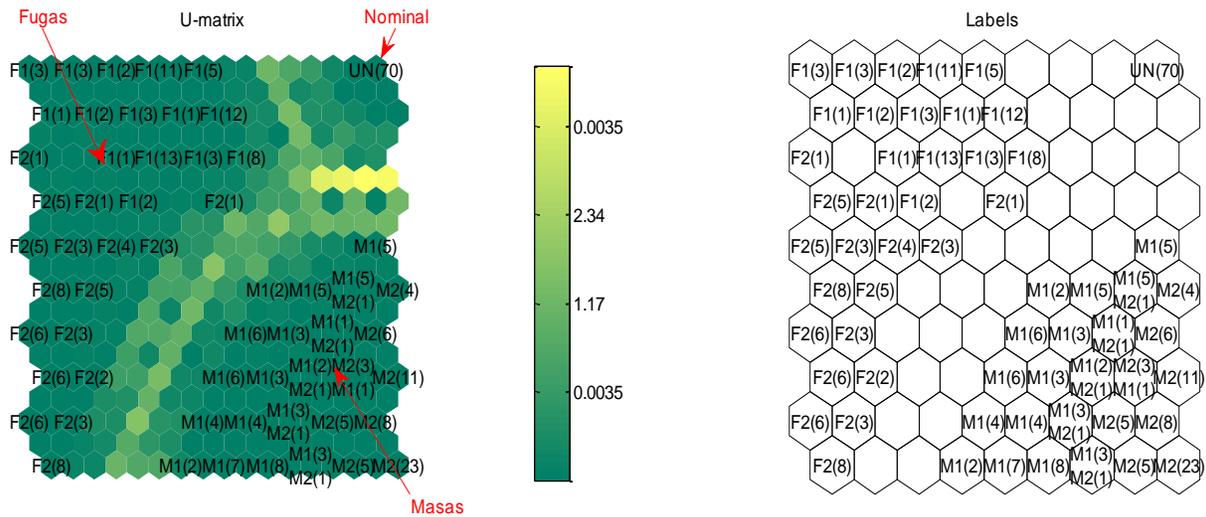


Figura 56 Distribución red SOM para experimento de clasificación de daños

4.6 Pruebas en el sistema embebido odroid-U3

La etapa de validación de la metodología para detección de daños mediante el uso de PCA descrita en la sección 0 fue programada en Python y embebida en la plataforma Odroid-U3. Se realizaron dos experimentos en los que se evaluó memoria y tiempos de ejecución en dos pruebas experimentales. Los resultados se presentan de manera comparativa en cuanto a la ejecución en dos dispositivos de cómputo diferentes los culés se presentan en la

Tabla 7

Tabla 7

Características de sistemas de cómputo

	Laptop SONY VAIO	ODROID U3
Sistema Operativo	Microsoft Windows 7	Embedded Linux 32-bits Xubuntu
Procesador	Intel Core™2 Duo Processor T8100 (2.10 GHz)	1.7GHz Exynos4412 Prime Cortex-A9 Quad-core processor with PoP (Package on Package) 2Gbyte LPDDR2 880Mega Data Rate
RAM	2 GB	2GB

- Detección de masas con Sistema embebido

Para el desarrollo de la primera prueba, se eligieron los datos obtenidos del experimento de detección de masas el cual se describe en la sección 0

Se calcularon los Índices T^2 y Q , calcularon usando el software MATLAB y la plataforma embebida, los resultados se muestran en la Figura 6a y 6b, respectivamente. En la gráfica no se observa que ninguna diferencia visual significativa, no se observan diferencias en la dispersión, por lo tanto, ambos resultados son similares.

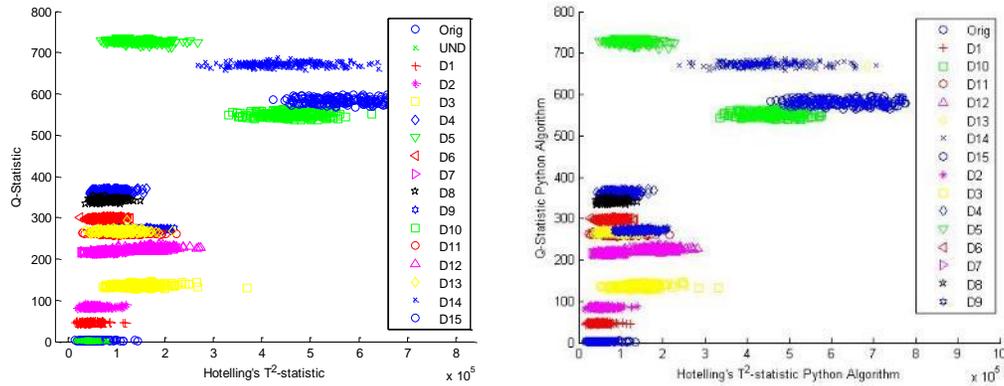


Figura 57 Índices estadísticos para detección de masas. a) Matlab®. b) Odroid-U3

Los recursos en cuanto a tiempo de ejecución y consumo de la memoria, necesarias para aplicar la etapa de monitoreo mediante el uso de solo 15 componentes principales, por efectos de almacenamiento y transferencia de información en el sistema embebido. Los resultados se resumen en la Tabla 1

Tabla 8

Comparación de tiempo de procesamiento y consumo de memoria

Dispositivo de procesamiento	Tiempo total de procesamiento [s]	Máximo consumo de memoria%
Odroid-U3	2184.31	14.9%
Sony VAIO PC	70.11	6.9 %

De acuerdo con la Tabla 8, el PC VAIO requiere recursos mínimos debido a sus mejores características de hardware (ver

Tabla 7). Sin embargo el hardware embebido lograr realizar la etapa de diagnóstico. También se observó que el desempeño de la plataforma embebida se limita a matrices no mayores que 200x19235. Los errores relativos porcentuales entre los valores de los índices estadísticos calculados utilizando el hardware ODROID-U3 y MATLAB® para PC se representan en la Figura 57. Se observa que los valores de error son inferiores a 0,1%, que es un umbral aceptable para efectos de control.

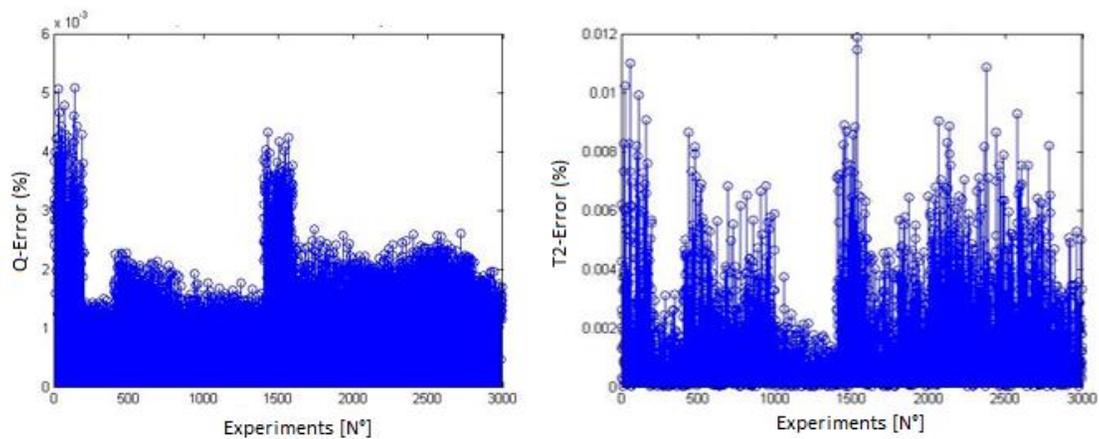


Figura 58 Errores de cálculo para los índices estadísticos Q y T^2 usando Matlab y Odroid -U3.

- Detección de fugas con Sistema embebido

Para el desarrollo de la segunda prueba, que contempla la detección de fugas se tomaron los datos de los 4 primeros daños del experimento detección de fugas y los apartes de un solo sensor. La descripción del experimento y los daños se presentan en la sección 0. En resumen se tienen

- 4 Daños sobre la estructura (Representadas como fugas de aire).
- Dos sensores utilizados.
- Cada sensor con 100 Registros en archivos de texto.
- Cada archivo de texto contiene 1004 muestras.

Con los datos del estado sin daño del experimento se construyó el modelo PCA, el cual fue cargado en el sistema embebido (P , λ , μ , y σ). Los Índices T^2 y Q , se calcularon usando el software MATLAB y la plataforma embebida, los resultados se muestran en la Figura 6a y 6b, respectivamente. Con resultados al experimento de detección de masas en la gráfica no se evidencio diferencia significativa en cuanto a la detección de los daños. Por efectos de diferencias entre los códigos de programación, no se presenta la misma notación en las etiquetas de la gráfica que se muestra en la Figura.

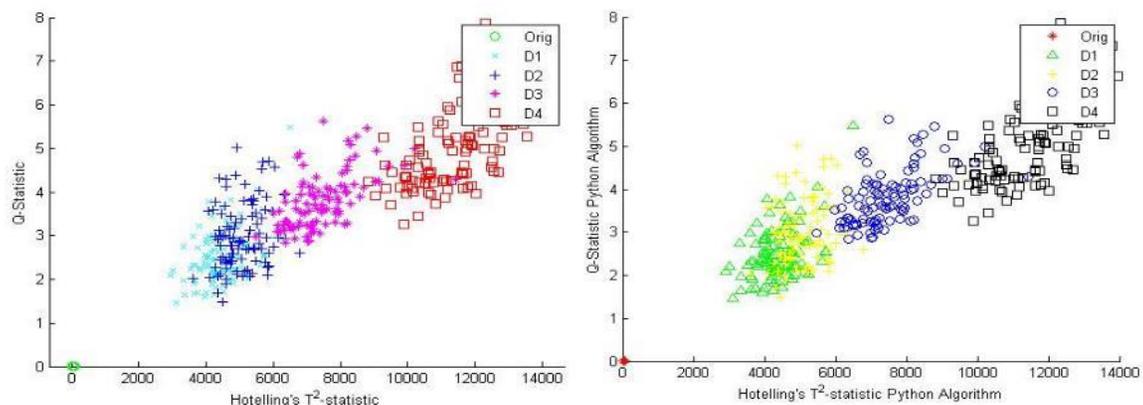


Figura 59 Índices estadísticos para detección de fugas. a) Matlab®. b) Odroid-U3

La prueba consistió en ejecutar el algoritmo experto en Python a través del sistema embebido, mientras que en el computador, el código base de Matlab, así pues, se tomaron los datos correspondientes al tiempo de procesamiento y uso de memoria RAM durante la ejecución de ambos códigos.

Los recursos en cuanto a tiempo de ejecución y consumo de la memoria, necesarias para aplicar la etapa de monitoreo, y al disminuir la cantidad de escenarios, permitió el aumento de transferencia de datos mediante el uso de 25 componentes principales, los resultados se resumen en la

Tabla 9.

Tabla 9

Comparación de tiempo de procesamiento y consumo de memoria experimento detección de fugas

Dispositivo de procesamiento	Tiempo total de procesamiento [s]	Máximo consumo de memoria%
Odroid-U3	218.43	9.4%
Sony VAIO PC	701.12	65.0%

Los tiempos corresponden a procesar el total de vectores que componen la matriz de casos con daños. Se puede evidenciar un aumento significativo en el uso de memoria al aumentar la cantidad de componentes principales del modelo en el sistema embebido. Este efecto sin embargo en proporción con la cantidad de memoria y por ser un sistema dedicado, no afectará significativamente en el uso del sistema embebido.

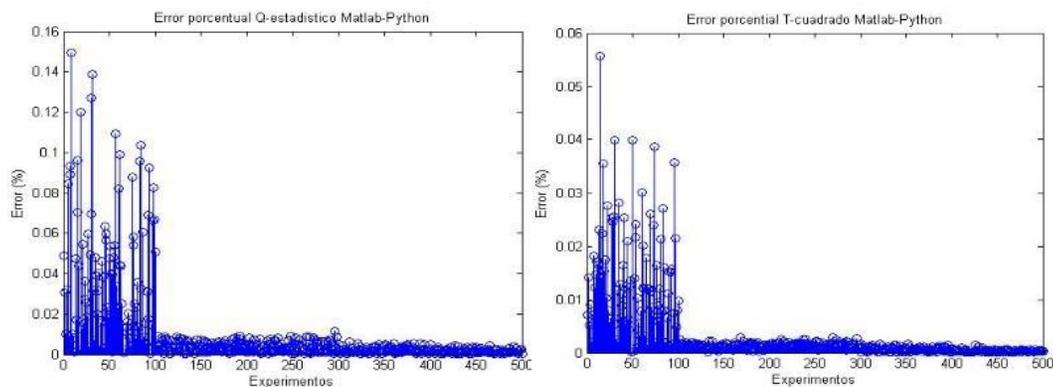


Figura 60 Errores de cálculo para los índices estadísticos Q y T^2 usando Matlab y Python en Odroid-U3.

Los resultados obtenidos muestran errores de cálculo entre los diferentes software y hardware no superiores al 1,6% en el índice Q y 0,06% en el índice T^2 . Estos porcentajes de error no representan un cambio significativo en cuanto a la detección de daño, por el contrario esta prueba

es el punto inicial para un sistema dedicado. Siendo estos resultados evidencia de la viabilidad del uso de un sistema embebido como proyección de un sistema que se pueda implementar en campo como producto comercial.

A demás se presenta la viabilidad del uso de software libre como loes Python, el cual permite el uso e implementación de software a medida sin requerimientos de licencias.

5. Conclusiones

- El uso piezo-diagnosís para la detección de fugas en tuberías de acero-carbono, a partir del análisis de componentes principales es una tecnología viable con resultados prometedores.
- Es posible ajustar una metodología de *piezo-diagnosís* basada en PCA al problema de detección de fugas en tuberías de acero-carbono, usando modelos de línea base e índices estadísticos para diferenciar condiciones de fuga respecto a la condición nominal.
- Es posible validar experimentalmente la metodología de piezo-diagnosís basada en PCA para la detección de fugas y masa en un arreglo de tuberías de acero carbono. a nivel de laboratorio teniendo en cuenta variación de temperatura, humedad del ambiente y condiciones de operacionales de presión.
- La temperatura causa cambios en la amplitud y desfases en las señales piezoeléctricas que implican que a mayor temperatura menor amplitud y mayor desfase
- Con la metodología de piezo-diagnosís propuesta es posible diferenciar ubicaciones y cantidades de fugas sobre una sección de un loop de tuberías de acero carbono.
- Con el uso de registro de señales piezoeléctricas y PCA es posible realizar distinción entre

el grado de apertura de una con cierto grado de sensibilidad relacionado al tipo onda guiada y a la instrumentación usada.

- El uso de la correlación como método de pre-procesado es un aporte considerable al resaltar características de las señales en el tiempo, mejorando la definición de los tonos registrados logrando que al aplicar PCA se reduzca la dispersión de los datos y mejore el agrupamiento de los daños.
- Los índices de daños T^2 y Q proporcionan una adecuada información que en ocasiones es suficiente para la clara detección de un daño y la generación de un diagnóstico
- La red SOM como método de clasificación usando los índices T^2 y Q como datos de entrenamiento proporciona una distribución de los *clústers* se observa una clara separación entre los diferentes tipos de daños, en ocasiones dada por lo *clústers* vacíos.
- Con el uso de hardware embebido se lograr realizar la etapa de diagnóstico. También se observó que el desempeño de la plataforma embebida se limita a matrices no mayores a 200×19235 por las limitaciones de almacenamiento.
- Los errores relativos porcentuales entre los valores de los índices estadísticos calculados utilizando el hardware ODROID-U3 y MATLAB® para PC son inferiores a 0,2%, que es un umbral aceptable a efectos de control.

6. Trabajos Futuros

- Definir la distancia máxima entre sensores que se requieren para detectar fugas en una estructura del tipo tubería. Igualmente, estudiar la influencia de la ubicación de los sensores.
- Estudio de sensibilidad de la metodología para la cuantificación de daños (porcentaje de daño)
- Implementar algoritmos de localización de fugas basados en tiempos de vuelos o en el uso de técnicas como ACP multi-bloques.
- Estudiar el desempeño de diferentes métodos de normalización (group scaling, auto scaling, continuous scaling) en el algoritmo de detección de fugas basado en PCA.
- Implementar un prototipo *Stand-Alone* para la monitorización en línea basado en sistemas embebidos y autosuficiencia energética.
- Análisis del desempeño y robustez del sistema de detección de fugas ante otras condiciones operacionales como flujo y altas temperaturas.
- Validar experimentalmente el sistema propuesto en tuberías de diferentes diámetros y composición.
- Evaluar el uso del sistema de detección de fugas en tuberías subterráneas y subacuáticas.
- Implementación de sistemas de monitoreo continuo y en línea mediante el uso de sistemas embebidos.

Referencias Bibliográficas

- Adafruit. (s.f.). *Adafruit-BeagleBone*. Recuperado el Septiembre de 2014, de <https://learn.adafruit.com/category/beaglebone>
- Adams, D. (2007). Health Monitoring of Structural Materials and Components. Methods with Applications. *John Wiley & Sons*, 460.
- Alcala, C. F., & Qin, S. J. (2009). Unified analysis of diagnosis methods for process monitoring. *Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Fault detection, supervision and safety of technical processes*, 1-3.
- An, Y. K. (2014). Piezoelectric transducers for assessing and monitoring civil infrastructures. Sensor Technologies for Civil Infrastructures. *Sensing Hardware and Data Collection Methods for Performance Assessment.*, 1(86).
- APC International, Ltd. (13 de 05 de 2015). *americanpiezo.com*. Obtenido de <https://www.americanpiezo.com/knowledge-center/piezo-theory/determining-resonance-frequency.html>
- B. Muravin, G. M. (s.f.). The Fundamentals of Structural Health Monitoring by the Acoustic Emission Method. *Proceedings of the 20 International Acoustic Emission Symposium.*, 253-258.
- Barshinger, J. R. (s.f.). Guided wave resonance tuning for pipe inspection. *American Society of Mechanical Engineers.*, 49-62.
- Bennouna, O., & Roux, J. P. (2013). Real Time Diagnosis & Fault Detection for the Reliability Improvement of the Embedded Systems. *Journal of Signal Processing Systems.*, 73(2), 153-160.
- Bernard Jaffe, W. R. (1971). *Piezoelectric Ceramics*. Academic Press London and New York .

- Blanas, P. W.-G. (1997). Structural Health Monitoring, Current Status and Perspectives. 199-207.
- Brian Culshaw, a. A. (2008). FiberOptic Sensing: A Historical Perspective. *Journal Of Lightwave Technology*, 26.
- Buethe, I. T.-A. (2012). Damage detection in piping systems using pattern recognition techniques.
- C. Farrar, K. W. (2007). An introduction to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society.*, 365, 303-315.
- Calabrese, L. C. (2012). Noise removal by cluster analysis after long time AE corrosion monitoring of steel reinforcement in concrete. *Construction and Building Materials.*, 362-371.
- Camacho Navarro, J. (2010). *Sistema Experto para la Monitorización de Salud Estructural mediante el Reconocimiento de Patrones: Adaptación y Validación Numérica*. Bucaramanga.
- Carlos H. W. Moura, D. S. (2004). Monitoring Leakages On Oil Production Offloading At Open Seas Using Statistics Associated With Mass Balance Methods. *International Pipeline Conference*.
- Choi, K. a.-K. (1996). Identification of impact force and location using distributed sensors. *AIAA journal*, 34, 136-142.
- Coltters, R. (20 de Agosto de 2013). *Fatiga Térmica - efecto de la temperatura*. (Metfusion) Obtenido de <https://metfusion.wordpress.com/2013/08/20/fatiga-termica/>
- Corporation, ITT. (2009). Enhanced Gas Leak Visualization Tools Accelerate Better Decision Making. *Pipeline & Gas Journal*, 236.
- Corrosion. (2009). En F. L. Fernandez, *Análisis del fenómeno de la corrosión en materiales de uso técnico: Metales. Procedimiento de Protección* (págs. 4, 5, 6).
- Crider, J. S. (2007). Damage detection using lamb waves for structural health monitoring. *Department of the air university.*, Thesis, 1-97.

- D.A. Tibaduiza, L. M. (2011). Comparison of several methods for damage localization using indices and contributions based on PCA. *9th International Conference on Damage Assessment of Structures*, 11.
- Dansheng Wang, H. S. (2013). Numerical and experimental studies on damage detection of a concrete. *Construction and Building Materials*, 564 - 574.
- Doorhy, J. (2011). Real-time pipeline leak detection and location using volume balancing. *Pipeline & Gas Journal*, 238, 65-66.
- Escobar Arias, A. M., & Flórez Martínez, A. J. (2013). *Manuales Proyecto de grado Cámara Elphel y Brazo Puma*. Bucaramanga.
- Farrar, C. R. (2003). A Review of Structural Health Monitoring Literature: 1996-2001. *Los Alamos National Laboratory*, 3.
- Geiger, G. (2006). State-of-the-Art in Leak Detection and Localisation. *Pipeline Technology Conference*.
- Hardkernel co. Ltd. (Enero de 2015). *Magazine Odroid*. Recuperado el Diciembre de 2014, de <http://magazine.odroid.com/assets/201401/pdf/ODROID-Magazine-201401.pdf>
- I.R.E. (1961). Standards on Piezoelectric Crystals: Measurements of Piezoelctric Ceramics. 49, 1161-1169.
- Inc., E. T. (2008). MassPack. URL <http://www.efatech.com/sysmass.html>.
- Internacional., A. (2009). Petróleo, Contaminación y Pobreza en el Delta del Níger. *Amnistía Internacional*.
- K. Worden, C. F. (2007). The fundamental axioms of structural health monitoring. *Proceedings of the Royal Society A*, 463, 1639-1664.
- Kim, B., & Park, H. M. (2012). Efficient face recognition based on MCT and $I(2D)^2PCA$. *IEEE International conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2585-2590.

- Kim, M. L. (2009). Detection of leak acoustic signal in buried gas pipe based on the time-frequency analysis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 22, 990-994.
- Lallart, M., Guyomar, D., & Monnier, T. (2012). Low-power computation methods and self-powered systems for Structural Health Monitoring techniques using Lamb waves for embedded sensing. *Shock and Vibration*, 19, 867-877. doi:10.3233/SAV-2012-0695
- LE Mujica, J. R. (2011). Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures. *Structural Health Monitoring*, 16.
- Liu, A. E. (2008). Pipeline Accounting and Leak Detection by Mass Balance. *Theory and Hardware Implementation*.
- Loth, J. M. (2003). Technology assessment of on-line acoustic monitoring for leaks / infringements in underground natural gas transmission lines. *West Virginia University*.
- Lowe, M. J. (1998). The mode conversion of a guided wave by a part-circumferential notch in a pipe. *Journal of Applied mechanics*(65(3), 649-656.).
- Lu, S., He, Q., Hu , F., & Kong, F. (2013). Sequential Multiscale Noise Tuning Stochastic Resonance for Train Bearing Fault Diagnosis in an Embedded System. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions*, 63(1), 106 - 116.
- Mavi, G. S. (2013). Feasibility of using ultrasonic guide waves for under water pipe inspection. *Thapar University, Patiala*.
- Meng, L. Y. (2011). Experimental study on leak detection and location for gas pipeline based. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25, 90- 102.
- Mezclas de Gas-Vapor y acondicionamiento de aire. (s.f.). En M. A. Yunus A. Cengel, *Termodinamica 6ta Edicion* (pág. 732).
- Mujica, L. E. (2008). Impact damage detection in aircraft composites using knowledge-based reasoning. *Structural Health Monitoring*.

- Mujica, L. E. (2010). Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures. *Structural Health Monitoring*, 10(5), 539-553. doi:10.1177/1475921710388972
- Mujica, L. E. (Structural Health Monitoring). Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures. 2010(1475921710388972.).
- Muravin, B. M. (2010). The Fundamentals of Structural Health Monitoring by the Acoustic Emission Method. In *Proceedings of the 20th International Acoustic Emission Symposium*, 17-19.
- Murprotec. (s.f.). *Humedad en casa*. Obtenido de <http://www.murprotec.es/consecuencias-humedades/casa/>
- Ostachowicz, W. K. (2011). *Guided waves in structures for SHM: the time-domain spectral element method*. John Wiley & Sons.
- Pal-Stefan Murvay, I. S. (2008). A survey on gas leak detection and localization techniques. *Loss Prevention in the Process Industries*.
- Pavlus, J. (2013 de Abril de 2013). *MIT Technology Review*. Recuperado el Agosto de 2014, de <http://www.technologyreview.com/view/514036/beaglebone-black-a-makers-dream/>
- Perera, D. G., & Li, K. F. (2011). Embedded hardware solution for principal component analysis. *Communications, Computers and Signal Processing (PacRim), 2011 IEEE Pacific Rim Conference*, 730-735.
- Python Software Foundation. (2001-2015). *Python*. Obtenido de <https://www.python.org/>
- Quiminet. (22 de Agosto de 2006). *Corrosión de tuberías enterradas y de tuberías expuestas al aire*. Obtenido de <http://www.quiminet.com/articulos/la-corrosion-de-tuberias-enterradas-y-de-tuberias-expuestas-al-aire-14254.htm>
- Raghavan, A. &. (2008). Effects of elevated temperature on guided-wave structural health monitoring. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 1383-1398.

- Rougier, J. (2005). Probabilistic leak detection in pipelines using the mass imbalance approach. *Journal of Hydraulic Research*.
- S.A., Departamento técnico de Hanseta. (s.f.). *HANSEATA S.A.* Obtenido de <http://www.hanseata.es/downloads/articulos-tecnicos/Articulo-CLIMA-TEMPERATURA-Y-HUMEDAD.pdf>
- Schubert, K. S. (s.f.). Analytical and Experimental Investigation of Environmental Influences on Lamb Wave Propagation and Damping Measured with a Piezo-Based System.
- Schulz, M. J. ((2003)). Piezoelectric materials at elevated temperature. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 693-705.
- Schutz, D. B. (2001). State of art for pipe & Leak Detection. *Geophysical Survey Systems, Inc.*
- Shen, J. (2012). Non-Destructive evaluation using guide waves in pipe -like. *Michigan State University*.
- Smith, T. (11 de Junio de 2013). *The Register*. Recuperado el Agosto de 2014, de http://www.theregister.co.uk/2013/06/11/review_beagleboard_beaglebone_black/
- Su, Z. &. (2009). Identification of damage using Lamb waves: from fundamentals to applications. *Springer Science & Business Media.*, 48.
- Świrski, L., Bulling, A., & Dodgson, N. (2012). Robust real-time pupil tracking in highly off-axis images. *Proceedings of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications - ETRA*, 173-176.
- Temperatura-Explicacion y definicion de la temperatura.* (s.f.). Recuperado el 23 de 01 de 2015, de [Quees.info: www.quees.info/que-es-la-temperatura](http://www.quees.info/que-es-la-temperatura)
- Thien, A. B. (2005, February). Piezoelectric active sensing for damage detection in pipeline structures. *In Proc. 23rd Int. Modal Analysis Conf.(Orlando, FL, Feb. 2005)*, 323-36.

- Tibaduiza Burgos, D. A. (2012). *Design and validation of a structural health monitoring system for aeronautical structures*. Barcelona.
- Tibaduiza, D. A. (2013). Damage classification in structural health monitoring using principal component analysis and self-organizing maps. *Structural Control and Health Monitoring*, 1303-1316.
- Torres-Arredondo, M. A. (2013). Damage detection and classification in pipework using acousto-ultrasonics and non-linear data-driven modelling. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 297-306.
- Tracy, M. J.-K. (1996). Identifying impact load in composite plates based on distributed piezoelectric sensor measurements. *Symposium on Smart Structures and Materials*.
- Tsurumi, T. S. (2004). Domain contribution to direct and converse piezoelectric effects of PZT ceramics. *Japanese journal of applied physics*.
- Wainner, R. F. (2007). High altitude aerial natural gas leak detection. *Final Report Prepared for US Department of Energy*.
- Wang, K. K. (2004). Smart piezoelectric transducers for in situ health monitoring of concrete. *Smart Mater. Structures*.
- Ying, Y. (2012). A data-driven framework for ultrasonic structural health monitoring of pipes.

Apéndices

Apéndice A. Lista de publicaciones

Los resultados del presente proyecto, son asociados a la propuesta de doctorado “ROBUST STRUCTURAL DAMAGE DETECTION BY USING STATISTICAL HYBRID ALGORITHMS”, la cual es desarrollada en colaboración del grupo CoDALab de la Universitat Politècnica de Catalunya (UPC, España) y el grupo CEMOS de la Universidad Industrial de Santander (UIS, Colombia). Asimismo, son parte del proyecto de investigación “Monitorización y detección de defectos en estructuras usando algoritmos expertos embebidos” financiado a través de la Convocatoria Colciencias 547 para conformar un banco de proyectos para estimular la creación de vínculos colaborativos en el campo de la ciencia, la tecnología y la innovación entre la diáspora científica colombiana y los actores del sistema nacional de CT+I año 2011.

A continuación, se relaciona la lista de publicaciones obtenidas en el equipo de trabajo:

Publicados:

1.) Rodolfo Villamizar, Oscar Eduardo Perez, Jhonatan Camacho Navarro. Pipe Leak Detection based on Statistics from Principal Component Analysis Proceedings of the 6th edition of the World Conference of the International Association for Structural Control and Monitoring (IACSM), held in Barcelona, Spain. 15-17 July 2014. ISBN: 978-84-942844-6-5

2.) Rodolfo Villamizar, Oscar Eduardo Perez, Jhonatan Camacho Navarro. AUTOMATIC TUNING OF A PIPELINE FAULTS DETECTION ALGORITHM Nondestructive Testing (NDT) ISSN 1435-4934 7th European Workshop on Structural Health Monitoring July 8-11, 2014. La Cité, Nantes, France

Aceptados:

3.) Jhonatan Camacho-Navarro, Magda Ruiz, Oscar Perez, Rodolfo Villamizar, Luis Mujica. Pipe Leaks Classification by Using a Data-driven Approach Based on Features from Cross-Correlated Piezo-vibration Signals. 11th International Conference on Damage Assessment of Structures DAMAS 2015. Ghent University, Belgium. 24-26 August 2015

4.) Jhonatan Camacho-Navarro, Magda L. Ruiz, Oscar Pérez-Gamboa, Rodolfo Villamizar-Mejía, Luis E. Mujica. Comparative study of two hardware development boards for implementation of PCA-based algorithms in Structural Damage Detection International Workshop on Structural Health Monitoring 2015 (September 1-3, 2015). Stanford University, CA – USA.

5.) Jhonatan Camacho-Navarro, Magda Ruiz, Oscar Perez, Rodolfo Villamizar, Luis Mujica.. Pipe leaks detection under varying environmental conditions by using a data driven approach. VI COPAEND (Conferencia Panamericana de Ensayos No Destructivos - PANNDT) - Cartagena, Colombia. 12 al 14 de agosto de 2015