

**ESTUDIO DE ALGORITMOS BASADOS EN TÉCNICAS ESTADÍSTICAS PARA  
LA MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL.**

**PEDRO PABLO MATEUS QUIROGA**



**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE  
TELECOMUNICACIONES  
BUCARAMANGA  
2015**

**ESTUDIO DE ALGORITMOS BASADOS EN TÉCNICAS ESTADÍSTICAS PARA  
LA MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL.**

**Trabajo de Grado para optar el título de Ingeniero Electrónico**

**PEDRO PABLO MATEUS QUIROGA**

**Director:  
RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA  
Ingeniero Electricista y Electrónico, Ph.D**

**Codirector:  
JHONATAN CAMACHO NAVARRO  
Ingeniero Electrónico, Ms.C**



**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE  
TELECOMUNICACIONES  
BUCARAMANGA  
2015**

## **DEDICATORIA**

A mi madre por su infinita paciencia, ella es y será motivo de orgullo personal por su carácter indómito.

A mi padre ya que las enseñanzas más grandes que puedo aplicar en la vida se las debo a él por su honestidad y apoyo mi infinita gratitud.

A Sara ya que sin ella no sería posible conocer esa amalgama de sentimientos que involucra la existencia terrena.

A mis amigos que hicieron de este camino una completa diversión.

## **AGRADECIMIENTOS**

A el profesor Rodolfo Villamizar Mejía por brindarme la oportunidad de colaborar en sus proyectos tanto de investigación como laborales, por su confianza y apoyo es infinita la gratitud que le tengo.

A los ingenieros Jhonatan Camacho y Oscar Perez porque sin su colaboración el desarrollo de esta investigación no tendría feliz término, los más sinceros agradecimientos.

Al ingeniero Gustavo Blanco y a la empresa IBG ingeniería por darme la primera oportunidad laboral, sus enseñanzas fueron lecciones que aplicare por el resto de la vida laboral.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>14</b>
<b>1. OBJETIVOS</b> .....	<b>15</b>
1.1 <b>OBJETIVO GENERAL</b> .....	<b>15</b>
1.2 <b>OBJETIVOS ESPECÍFICOS</b> .....	<b>15</b>
<b>2. MARCO CONCEPTUAL</b> .....	<b>16</b>
2.1 <b>MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL</b> .....	<b>16</b>
2.2 <b>ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) PARA DETECCIÓN DE DAÑOS EN ESTRUCTURAS</b> .....	<b>18</b>
2.3 <b>MAPAS AUTO-ORGANIZADOS, SOM (SELF ORGANIZING MAPS)</b> ....	<b>21</b>
2.4 <b>PIEZODIAGNOSIS</b> .....	<b>24</b>
<b>3. METODOLOGIA PARA EL DESARROLLO DEL PROYECTO</b> .....	<b>25</b>
3.1 <b>ESPECIFICACIÓN DE LA INSTRUMENTACIÓN Y ADQUISICIÓN DE DATOS</b> .....	<b>25</b>
3.2 <b>PROCESAMIENTO DE DATOS USANDO PCA E ÍNDICES ESTADÍSTICOS</b> .....	<b>27</b>
3.3 <b>INTERPRETACIÓN DE DATOS USANDO REDES SOM</b> .....	<b>28</b>
<b>4. DESCRIPCIÓN DE LOS EXPERIMENTOS</b> .....	<b>30</b>
4.1 <b>AGREGACIÓN DE MASAS EN UNA SECCIÓN DE TUBERÍA</b> .....	<b>31</b>
4.2 <b>AGREGACIÓN DE MASAS EN LOOP</b> .....	<b>31</b>
4.3 <b>GENERACIÓN DE FUGAS</b> .....	<b>32</b>
<b>5. RESULTADOS</b> .....	<b>34</b>
5.1 <b>EFFECTO DE LA CORRELACIÓN EN ALGORITMO DE DETECCIÓN DE DEFECTOS USANDO PCA</b> .....	<b>34</b>
5.1.1 Sección de tubería con agregación de masas .....	34
5.1.2 Sección de tubería en el loop de la estructura con agregación de masas.....	40
5.1.3 Sección de tubería en el loop con fugas .....	47

<b>5.2</b>	<b>VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS USANDO REDES SOM .....</b>	<b>49</b>
5.2.1	Agregación de masas en loop de tubería.....	49
5.2.2	Sección de tubería en el loop con fugas .....	50
<b>5.3</b>	<b>ÍNDICES DE CALIDAD DE AGRUPAMIENTO EN LA RED SOM. ....</b>	<b>52</b>
5.3.1	Sección de tubería con agregación de masas .....	52
5.3.2	Sección de tubería en el loop de la estructura con agregación de masas.....	52
5.3.3	Sección de tubería en el loop con fugas .....	53
<b>6.</b>	<b>CONCLUSIONES .....</b>	<b>54</b>
	<b>REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS .....</b>	<b>55</b>

## LISTA DE FIGURAS

<b>FIGURA 1 PASOS BÁSICOS DE PCA .....</b>	<b>20</b>
<b>FIGURA 2 MODELADO CON PCA.....</b>	<b>21</b>
<b>FIGURA 3 ELEMENTOS DE UNA RED SOM .....</b>	<b>22</b>
<b>FIGURA 4 DIAGRAMA DE LA METODOLOGÍA IMPLEMENTADA EN EL DESARROLLO DE LA INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>25</b>
<b>FIGURA 5 ELEMENTOS DEL DESARROLLO DEL PROYECTO .....</b>	<b>26</b>
<b>FIGURA 6 REGISTRO DE DATOS.....</b>	<b>27</b>
<b>FIGURA 7 DIAGRAMA DEL EXPERIMENTO.....</b>	<b>30</b>
<b>FIGURA 8 AGREGACIÓN DE MASAS.....</b>	<b>31</b>
<b>FIGURA 9 AGREGACIÓN DE MASAS EN EL LOOP.....</b>	<b>32</b>
<b>FIGURA 10 LOOP DE TUBERÍA CON COMPRESOR.....</b>	<b>33</b>
<b>FIGURA 11 DESCRIPCIÓN DEL EXPERIMENTO DE FUGAS .....</b>	<b>34</b>
<b>FIGURA 12 VALORES MÁXIMOS DE LA SEÑAL. A) SIN CORRELACIÓN. B) CON CORRELACIÓN.....</b>	<b>35</b>
<b>FIGURA 13 ÍNDICES DE LA SEÑAL SENSADA. A) SIN CORRELACIÓN. B) CON CORRELACIÓN .....</b>	<b>37</b>
<b>FIGURA 14 ÍNDICE T2. A) SIN CORRELACIÓN. B) CON CORRELACIÓN.....</b>	<b>38</b>
<b>FIGURA 15 RESULTADOS DE LA UBICACIÓN DE LOS DAÑOS. A) SIN CORRELACIÓN. B) CON CORRELACIÓN.....</b>	<b>39</b>
<b>FIGURA 16 SEÑAL PIEZOELÉCTRICA SENSADA SIN CORRELACIÓN. A) ACTUADOR EN EL CENTRO. B) ACTUADOR EN EL EXTREMO .....</b>	<b>41</b>
<b>FIGURA 17 SEÑAL CORRELACIONADA. A) ACTUADOR EN EL CENTRO. B) ACTUADOR EN EL EXTREMO.....</b>	<b>42</b>
<b>FIGURA 18 VALORES MÁXIMOS DE LA SEÑAL. A) ACTUADOR EN EL CENTRO. B) ACTUADOR EN EL EXTREMO .....</b>	<b>43</b>
<b>FIGURA 19 ÍNDICES DEL VALOR DE CORRELACIÓN. A) ACTUADOR EN EL CENTRO. B) ACTUADOR EN EL EXTREMO .....</b>	<b>44</b>
<b>FIGURA 20 EVALUACIÓN DEL ÍNDICE Q-ESTADÍSTICO. A) SIN CORRELACIÓN. B) CON CORRELACIÓN.....</b>	<b>45</b>
<b>FIGURA 21 TENDENCIA DEL ÍNDICE Q VS T2. A) SIN CORRELACIÓN. B) CON CORRELACIÓN.....</b>	<b>46</b>
<b>FIGURA 22 SEÑALES PIEZOELÉCTRICAS DE SENSADO PARA EL CASO DE FUGAS EN EL LOOP.....</b>	<b>47</b>
<b>FIGURA 23 RESULTADOS DEL EXPERIMENTO CON CORRELACIÓN. A.) ÍNDICE T2. B.)Q- ESTADÍSTICO. C-) PROYECCIÓN DE Q VS T<sup>2</sup> .....</b>	<b>48</b>

**FIGURA 24 VISUALIZACIÓN DE SOM PARA CASOS TIPO AGREGACIÓN DE MASAS. A.) SIN CORRELACIÓN. B.) CON CORRELACIÓN .....50**

**FIGURA 25 VISUALIZACIÓN SOM PARA DEFECTO TIPO FUGAS A.) SIN CORRELACIÓN. B.) CON CORRELACIÓN .....51**

## LISTA DE TABLAS

<b>TABLA 1 RESULTADOS DE LOS ÍNDICES DE CALIDAD DE AGRUPAMIENTO DE UNA SOM EN EL SECCIÓN DE LA TUBERÍA AGREGANDO MASA.....</b>	<b>52</b>
<b>TABLA 2 RESULTADOS DE LOS ÍNDICES DE CALIDAD DE AGRUPAMIENTO DE UNA SOM EN EL LOOP DE LA ESTRUCTURA AGREGANDO MASA.....</b>	<b>53</b>
<b>TABLA 3 RESULTADOS DE LOS ÍNDICES DE CALIDAD DE AGRUPAMIENTO DE UNA SOM EN EL LOOP DE LA ESTRUCTURA CON FUGAS .....</b>	<b>53</b>

## RESUMEN

**TITULO:** “ESTUDIO DE ALGORITMOS BASADOS EN TÉCNICAS ESTADÍSTICAS PARA LA MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL.”<sup>1</sup>

**AUTOR:** PEDRO PABLO MATEUS QUIROGA<sup>2</sup>

**PALABRAS CLAVES:** Redes SOM, Correlación cruzada, índices de agrupamiento, piezo-diagnóstico, tubería acero carbono, fugas y agregación de masa

### CONTENIDO:

En el presente trabajo, se describen los pasos metodológicos que se utilizaron para evaluar la influencia de la correlación cruzada en un algoritmo de detección de daños en tuberías acero-carbono usando redes SOM como herramienta de visualización. El algoritmo de detección de defectos utilizado se basa en el principio de piezodiagnóstico, que consiste en la adquisición de señales eléctricas por medio de piezoeléctricos adheridos a la superficie de la tubería acero-carbono, e identificación de defectos mediante análisis de componentes principales e índices estadísticos. Este algoritmo, ha sido previamente validado en el grupo CEMOS y hace parte de resultados preliminares de un trabajo colaborativo con la universidad politécnica de Catalunya a través de proyectos de maestría y doctorado. El principal aporte del presente trabajo consiste en la utilización de una red SOM como sistema de clasificación y agrupamiento de casos de daño, la cual mediante el cálculo de índices de desempeño y herramientas de visualización permite establecer si es adecuado incluir una etapa de procesamiento basada en correlación. La metodología fue evaluada experimentalmente usando casos experimentales obtenidos de un loop de tubería con daños inducidos por agregación de masas y fugas, el cual hace parte de un proyecto “Monitorización y detección de defectos en estructuras usando algoritmos expertos embebidos” financiado por COLCIENCIAS.

---

<sup>1</sup> Proyecto de grado realizado en la modalidad de investigación

<sup>2</sup> Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director PhD. Rodolfo Villamizar. Co-director: MSc Jhonatan Camacho

## ABSTRACT

**TITLE:** “STUDY OF ALGORITHMS BASED ON STATISTICAL TECHNIQUES FOR MONITORING STRUCTURAL HEALTH.<sup>3</sup>”.

**AUTHOR:** PEDRO PABLO MATEUS QUIROGA<sup>4</sup>

**KEYWORDS:** SOM, cross-correlation, clustering indexes, piezo-diagnosis, carbón-steel piping, leaks and mass aggregation.

### CONTENT:

This work, describes the methodological steps used to evaluate the influence of cross-correlation in a damage detection algorithm on a carbon steel pipe by SOM networks as a visual tool. The algorithm is based on the piezodiagnosis principle and consists of acquiring piezoelectrical signals travelling along the surface of the carbon steel pipe, and identifying defects by measures of principal component analysis (PCA) and statistical indices. This algorithm has been previously validated in CEMOS research group and is part of preliminary results of a collaborative work with the Universidad Politecnica de Cataunya through master's and doctoral projects. The main contribution of this work involves the use of a SOM network as a classification system and clustering of damage cases, which means the performance index calculation and visualization to establish whether it is appropriate to include a processing step based on correlation. The methodology was experimentally evaluated by using experimental cases of a pipe loop where damage such a leaks and mass aggregation are involved. This work is part of the experimental results obtained from the COLCIENCIAS project “Monitorización y detección de defectos en estructuras usando algoritmos expertos embebidos”

---

<sup>3</sup> Degree's Project developed for investigation purposes

<sup>4</sup> Physical-Mechanical Faculty, Electric Electronic and Telecommunications department. Director: PhD. Rodolfo Villamizar Mejía. Co-director: MSc Jhonatan Camacho

## INTRODUCCIÓN

La monitorización de salud estructural (SHM) permite evaluar el estado de una estructura mecánica, aeronáutica o civil con el objetivo de determinar, localizar y cuantificar las fallas que presente dicha estructura [1]. Teniendo claro este objetivo, las metodologías de SHM necesitan disponer de sistemas de sensado, procesamiento y diagnóstico confiables que permitan detectar dichas fallas para ayudar a los operadores de las estructuras a minimizar costos de operación e incidentes que puedan generarse por estos daños [2].

En este trabajo de investigación se estudia un algoritmo de SHM basado en el análisis de ondas guiadas para la detección de fugas y agregación de masas en una tubería de acero-carbono a nivel de laboratorio. Así, el principio de diagnóstico consiste en caracterizar estadísticamente los cambios en la propagación de la onda a través de la superficie de la tubería en presencia de un daño respecto a una condición nominal sin daño. La identificación de daños mediante el uso de ondas guiadas ha tenido buenos resultados [3], en particular mediante el principio de piezodiagnóstico debido a que facilita el análisis de la respuesta de la estructura a través de registros piezoeléctricos [4]. En este sentido, en trabajos recientes ([2], [5]) se estudia el resultado del análisis por medio de piezoeléctricos y métodos de reconocimiento de patrones estadísticos usando análisis de componentes principales (PCA) para la detección de fallas, gracias a su capacidad de reducción de datos y generación de patrones y tendencias simplificadas ([6], [7], [3], [8]).

Este documento presenta los resultados del procesamiento estadístico de datos registrados por piezoeléctricos en un loop de tubería de acero-carbono. El principal aporte es la evaluación del efecto que presenta la correlación como técnica de pre-procesamiento en un algoritmo de detección de defectos basado en PCA y el principio de piezodiagnóstico [9]. El desempeño se evalúa mediante herramientas de visualización facilitadas por redes neuronales SOM así como en índices de rendimiento que miden la calidad de agrupamiento de los diferentes escenarios de daño considerados. Asimismo, mediante el cálculo de los valores máximos como características de las mediciones experimentales, es posible identificar casos atípicos que no generan agrupaciones de escenarios de daño distinguibles.

El presente estudio se enmarca en la realización del proyecto financiado por COLCIENCIAS “Monitorización y detección de defectos en estructuras usando algoritmos expertos embebidos”. De esta manera, la metodología utilizada para detección de defectos en estructuras aplicando PCA y piezodiagnóstico ha sido previamente validada y propuesta por los grupos de investigación CEMOS de la UIS (Bucaramanga, Colombia) y CoDALab de la UPC (Barcelona, España).

## **1. OBJETIVOS**

### **1.1 OBJETIVO GENERAL**

Evaluar el desempeño de diferentes configuraciones de algoritmos para detección de daños en estructuras basado en análisis de componentes principales, redes SOM y correlación.

### **1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Evaluar el efecto de la correlación como etapa de pre-procesamiento en algoritmos de detección de fallas en estructuras basados en análisis de componentes principales.
- Implementar índices que cuantifiquen la calidad del agrupamiento de diferentes clases de fallas en estructuras identificadas mediante redes SOM.
- Validar experimentalmente el desempeño de los índices de calidad de clasificación de daños usando datos del laboratorio UIS Guatiguará.

## **2. MARCO CONCEPTUAL**

Los daños en las estructuras han causado una innumerable cantidad de desastres, por lo cual han llamado la atención de la comunidad científica para la formulación de algoritmos que permitan determinar, localizar y cuantificar los daños de las mismas, además de predecir su vida útil. Para realizar la monitorización de grandes estructuras, se requiere de un sistema de monitorización, ya que identificar cambios en las propiedades físicas de manera visual considera retos relacionados con facilidad de acceso, periodicidad del monitoreo, implementación de modelos complejos y análisis de gran cantidad de información, entre otros [10].

La metodología presentada en este trabajo se basa en el análisis de datos provenientes de registros experimentales, esto quiere decir que la información y el análisis no consideran el uso de modelos físicos como técnica de validación y los cambios en la estructura se identifican a partir de la respuesta a excitaciones conocidas debido a ondas guiadas [1]. Si una estructura es expuesta a impactos mecánicos, en la superficie se introduce un pulso de deformación transitoria que se propaga por frentes de ondas esféricas, la llegada de estas ondas producen desplazamientos, que son medidos por medio de la recepción de los transductores o sensores [5].

En los últimos años, se ha ido generando una extensa bibliografía que ha ido aumentado el interés por el desarrollo de sistemas de SHM para superar las limitaciones de las técnicas convencionales, como las técnicas visuales y las convencionales de Nondestructive Test (NDT).

### **2.1 MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL**

La monitorización de salud estructural (SHM) se viene trabajando desde comienzos del siglo XIX, donde los trabajadores de las vías escuchaban las emisiones acústicas con el fin de detectar fallas o grietas. Estas técnicas de reconocimiento visual o auditivo, son las alternativas más usadas, pero para un estudio más adecuado hoy en día se cuentan con recursos computacionales para efectuar mejor esta labor. Un sistema que pueda proporcionar una información fiable y continua puede resultar en la reducción o eliminación de las inspecciones manuales que consumen mucho tiempo lo que conduce directamente a una reducción en los costos de mantenimiento [11]. Los sistemas SHM se basan generalmente en sensores conectados en posiciones estratégicas donde puedan existir áreas vulnerables. La capacidad de saber cuándo y dónde se han producido los daños en una estructura puede mejorar la seguridad de la misma. Una gran cantidad de métodos de detección han sido desarrollados y utilizados en el campo de SHM. Desde entonces el análisis por medio de componentes principales, ha recibido una

consideración significativa debido a las características que este método ofrece, como lo son que no requiere transformación de los datos, requiere pocos parámetros de sintonización, permite una fácil interpretación de los datos, entre otras.

De acuerdo con las publicaciones presentadas en los últimos años, las técnicas de monitorización de salud estructural poseen las siguientes características [8],

- 1.) Facilitan la identificación de los daños sin la necesidad de inspecciones visuales de la estructura
- 2.) La detección de estos daños se realiza por métodos no supervisados, ya que en algunos casos no se cuenta con versiones deterioradas de la estructura o no es práctico acceder a daños reales. Sin embargo como se necesitan comparar los dos estados (con daño, sin daño), se realizan simulaciones numéricas, donde se emula el daño por medio de la alteración de modelos analíticos ideales.
- 3.) Lo primordial de los métodos para la identificación de daños consiste observar las alteraciones de la respuesta dinámica debido a cambios de las propiedades de la estructura.
- 4.) Los efectos ambientales a los que se encuentra sometida la estructura tienen que tenerse en cuenta.

La predicción del estado y del tiempo de servicio de un sistema estructural en términos probabilísticos es abordado por lo que se conoce como predicción del daño [12].

El SHM es un campo de investigación en el que los investigadores llevan años de estudio y que buscan conformar un concepto sólido que sirva de base y soporte para el desarrollo del tema. Uno de estos conceptos es el que asume la SHM como un una tarea de reconocimiento de patrones y constituye un paradigma que puede ser explicado en cuatro tareas primordiales ( [13], [14]): (1) evaluación operacional, (2) adquisición, fusión y filtrado de datos, (3) extracción de características y compresión de datos y (4) desarrollo del modelo estadístico para la discriminación de características [8].

En términos generales, un sistema de monitoreo de salud estructural se basa en tres partes para su óptimo desempeño:

- 1) Instrumentación y sensorización. Se encarga de obtener mediciones acerca del comportamiento dinámico de la estructura empleando varios tipos de sensores y sistemas de adquisición de datos. Varios artículos abordan los aspectos de la adquisición de datos y normalización aplicados en SHM ( [1], [2], [10]). Se deben tener en cuenta los siguientes aspectos:
  - Tipos de sensores que se utilizaran para obtener la señal

- Cantidad y localización de sensores.
  - Frecuencia de muestreo
  - Conocimiento del tipo de excitación.
- 2) Obtención y almacenamiento de datos
- Método de almacenamiento de los datos
  - Frecuencia del almacenamiento de los datos
- 3) Análisis e interpretación de los datos.
- Identificación del sistema que puede realizarse por medio de numerosas aproximaciones, identificación paramétrica/no paramétrica, discreta/discontinua, lineal/no lineal, determinística/estocástica, entre otras.
  - Detección de cambios en el sistema monitoreado, se evalúa la resolución y se cuantifica el nivel de incertidumbre del proceso.
  - Interpretación del daño y formulación de la estrategia de corrección.

## **2.2 ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) PARA DETECCIÓN DE DAÑOS EN ESTRUCTURAS**

En varios campos científicos incluido SHM, es común el estudio de una gran cantidad de sistemas complejos, en los cuales el número de variables para realizar la medición de los parámetros puede ser engañoso por su elevado número de datos obtenidos. Así por ejemplo, es común la utilización de técnicas matemáticas para extraer información proveniente de las mediciones experimentales y utilizar las formas que tienen estas respuestas que proporcionan información acerca de las propiedades de la estructura. La información obtenida puede ser utilizada para definir en qué condiciones puede ser operada la estructura, los investigadores identifican características únicas que se relacionan con el daño. Para la selección de características se ha encontrado que es necesario identificar propiedades sensitivas al daño mediante las medidas de vibración. El proceso de extracción de características permite distinguir entre estructuras con daño o sin daño.

La aplicación de componentes principales (PCA) en SHM, como técnica para extracción de características, radica en la facilidad de la técnica para comprimir datos, correlacionar información y detectar tendencias o patrones [15]. PCA puede proveer argumentos acerca de cómo reducir un grupo de datos complejos a una menor dimensión y revelar algunos datos ocultos y simplificar patrones de la estructura que usualmente no saltan a la vista [2].

El objetivo de PCA es discernir cuales dinámicas son más importantes para el sistema, cuales son redundantes y cuales solo significan ruido. El objetivo se logra determinando un nuevo espacio (coordinado) para proyectar el espacio original,

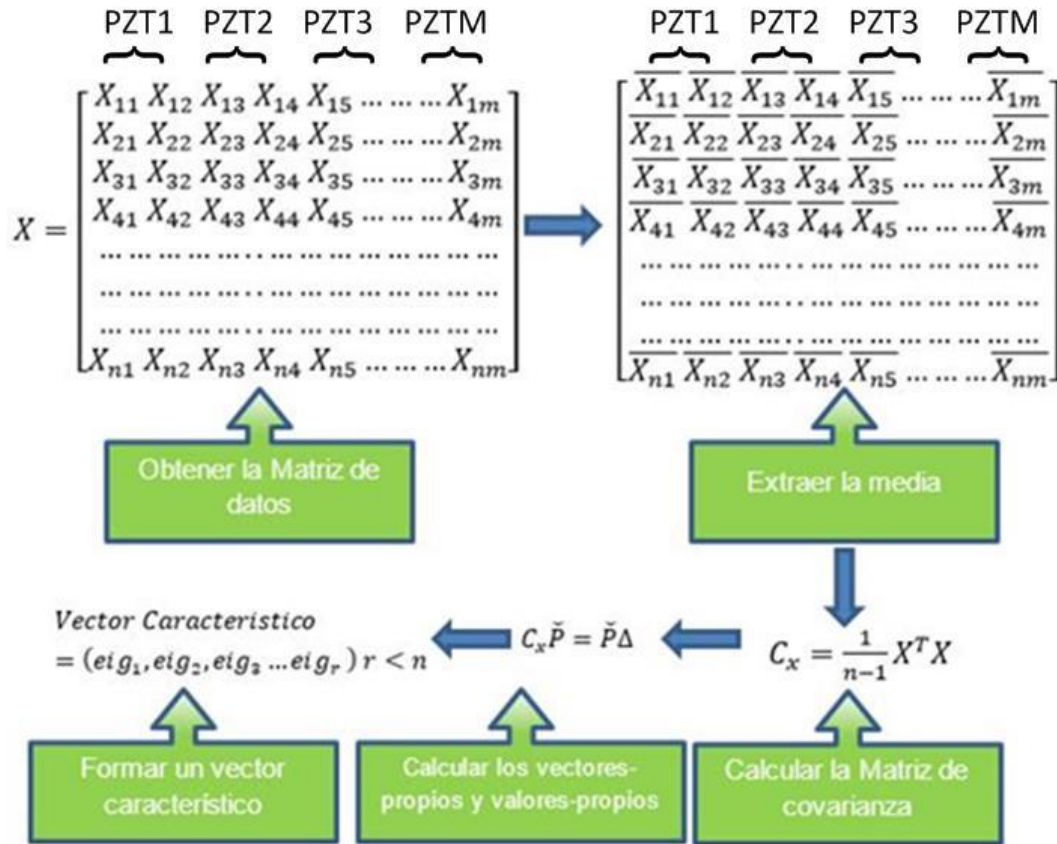
filtrar el ruido y redundancias basadas en la varianza-covarianza de los datos originales.

Para desarrollar un modelo de PCA es necesario ordenar los datos en una matriz **X**. Esta matriz de dimensiones  $n \times m$  contiene la información de los  $m$  sensores la cual contiene la señal sensada por sensor y de  $n$  repeticiones del experimento, como las variables y los sensores tienen diferentes magnitudes y escalas, cada dato es escalado usando la media de todas las medidas del sensor al mismo tiempo que la variación estándar de todas las medidas del sensor. Una vez las variables son normalizadas se calcula la matriz de covarianza y la fórmula para calcular dicha matriz es la siguiente:

$$C_x = \frac{1}{n-1} X^T X$$

Esta matriz cuadrada  $m \times m$  que tiene las medidas de los grados de relación entre la matriz de datos y todos los posibles pares de variables (sensores). Los sub-espacios en PCA son definidos por los valores propios y los vectores propios de la matriz de covarianza. Estos son muy importantes ya que a cada vector propio le corresponde un valor propio. Los vectores propios con el valor propio más elevado representa el patrón más importante de los datos con la mayor cantidad de información, este proceso tiene una compresión de datos y reducción de dimensión, en general una vez obtenidos los valores propios y vectores propios se decide que cantidad de información se ignora al hacer esto se pierde algo de información pero si los valores propios son de magnitud baja no se pierde mucha información de esta manera si se dejan por fuera algunas de las componentes el conjunto de datos tendrá dimensión menor a conjunto de datos original. En la Figura 1 se ilustra los pasos básicos de PCA.

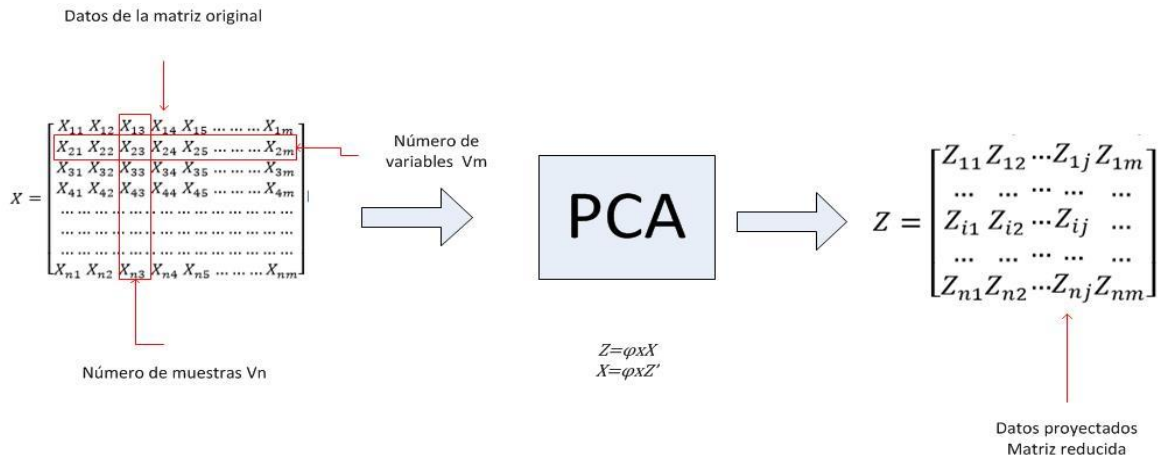
Figura 1 Pasos básicos de PCA



Aparte de contribuir con la reducción de los datos, otra aplicación de PCA es aportar directamente con la detección de daños en SHM, lo podemos ver en el trabajo realizado por [10], en este caso el modelo PCA fue creado para cada actuador y el análisis de cada modelo fue tratado de manera individual. Esa metodología fue probada en una turbina de una aeronave.

En general, mediante el análisis de componentes principales se confirma que existe información redundante que no aporta nada para la identificación del daño.

**Figura 2 Modelado con PCA**



Tomando en cuenta que obtener el modelo PCA no es suficiente para determinar si existen defectos en la estructura, se necesitan ciertos índices estadísticos que permitan realizar un diagnóstico de la estructura.

$T^2$  y  $Q_{estadístico}$  se utilizan comúnmente en tareas que requieren de detección de fallos, se implementan y se estiman sus valores para medir unas las variaciones con respecto al modelo de PCA.

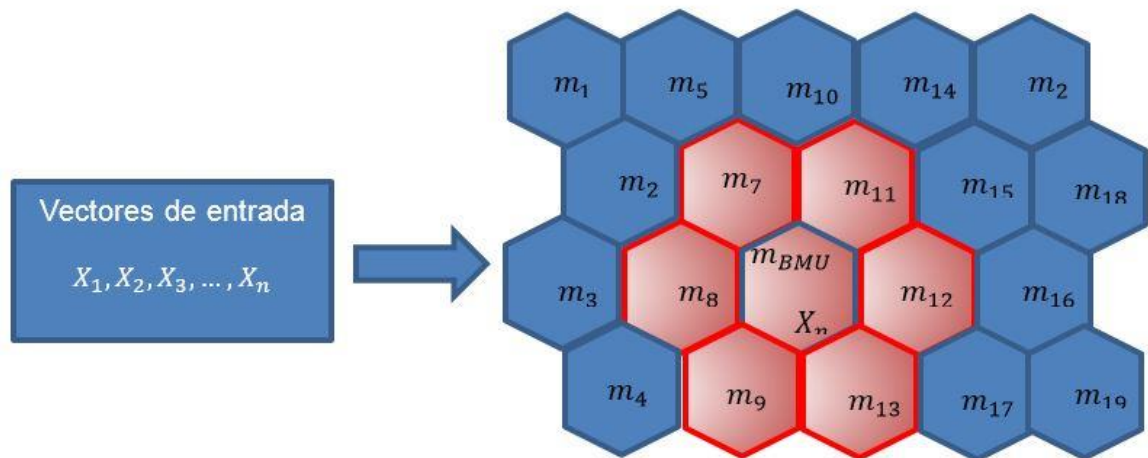
El índice  $T^2$  permite medir las variaciones dentro del modelo PCA y  $Q_{estadístico}$  se encarga de revelar la desviación en una dimensión más baja del modelo PCA advirtiéndolo de cambios diminutos en espacio de PCA que corresponden a los eigenvalores más pequeños [2].

### 2.3 MAPAS AUTO-ORGANIZADOS, SOM (SELF ORGANIZING MAPS)

Un mapa auto-organizado (SOM) es una clase especial de red neuronal artificial que convierte una cantidad elevada de datos en una relación geométrica más simple que permite su visualización en un espacio más reducido ([14], [16]). Este tipo de redes tiene una propiedad especial que es la generación de un mapa organizado en la capa de salida basado en las entradas, permitiendo la agrupación de datos de entrada con características similares en clústeres de información. Para realizar dicho agrupamiento la SOM internamente organiza los datos basado en atributos y abstracciones de los datos de entrada. Las redes SOM funcionan en general asignándoles pesos a cada relación que hay entre cada dato de entrada y su respectivo clúster en el mapa. El algoritmo de la red SOM trabaja empezando con una inicialización aleatoria de esos pesos, el entrenamiento se completa con la comparación de los datos de entrada y los pesos calculando su distancia Euclídeana en orden de hallar las mejores unidades de emparejamiento BMU (best matching

unit). El proceso que continúa toma a consideración las vecindades que se encuentran cerca a la celda con el BMU, la Figura 3 ilustra los elementos que participan en una red SOM.

Figura 3 Elementos de una red SOM



El proceso que se realiza tiene como consideración las vecindades cercanas a la celda  $m_{BMU}$ , y cada paso de aprendizaje de la red organiza los clústeres de información con valores cercanos a la celda  $m_{BMU}$ . Después de la fase de entrenamiento se forman diferentes grupos y pueden ser ubicados de acuerdo a su posición en el mapa [1].

Una vez que se ha entrenado el mapa, es importante saber si se ha adaptado adecuadamente los datos de entrenamiento, con medidas de calidad de los mapas se consideran la precisión de la proyección y la preservación de la topología.

La medida de precisión de la proyección es aquella que describe cómo responden o se adaptan las neuronas a los datos de entrada. Habitualmente, el número de datos de entrada es mayor que el número de neuronas y el error de precisión siempre es diferente de cero, ya que a cada dato no le puede corresponder una neurona o no habría agrupamiento en los clústeres.

La medida de preservación de la topología describe la manera en la que la SOM preserva la topología del conjunto de los datos, esta medida considera la estructura del mapa. Si un mapa tiene una manera extraña o retorcida el error topográfico debe ser grande en comparación de un mapa que se encuentre organizado de una manera más normal.

Por otra parte, los índices de agrupamiento de la red SOM permiten evaluar cuantitativamente la exactitud de la representación de los datos y la precisión en la representación del conjunto de los datos. La exactitud de la representación de los datos se mide usando error promedio de cuantificación entre los vectores de los datos y los BMU (Best Matching Units) en el mapa y la precisión en la representación del conjunto de los datos. En este trabajo se usaron los siguientes indicadores para evaluar el desempeño de la red SOM:

- ✓ Error de cuantización de datos: es la distancia promedio de cada vector y su BMU.
- ✓ Error topográfico: es la proporción de todos los vectores para los cuales su primer y segundo BMU's no son adyacentes, lo que crea una idea acerca de la preservación de la topología.
- ✓ Distorsión: calcula la distorsión del mapa y su fórmula esta descrita por  $E = \sum |m(j) - x(i)|^2$  donde  $m(j)$  es el vector prototipo de la SOM y  $x(i)$  es el vector de datos, para casos de vecindades arregladas y datos discretos la medida de distorsión puede ser interpretada como la función de energía de la SOM.
- ✓ Datos de entrenamiento vacíos: reporta el número de datos sin entrenamiento.
- ✓ Clústeres vacíos: reporta el número de clústeres que no han tomado ningún dato

Estos índices se encargan de medir la calidad del mapa que se ha generado, ya que las medidas son dependientes de los datos de entrada, estas medidas de calidad miden la calidad del mapa en términos de los datos que son utilizados para generar el mapa, típicamente la calidad del mapa es medida en términos de sus datos de entrenamiento.

El objetivo de medir la calidad de una SOM es un tópico complicado, por tal motivo se utilizan estos índices de evaluación por ser los más simples de utilizar y su comprensión abarca los dos elementos que varían el desempeño de una SOM que son la preservación de los datos y la preservación topográfica del mapa.

No se puede confiar ciegamente en estos índices, generalmente estas dos medidas dan los mejores resultados cuando el mapa supere los datos. Esto ocurre en el momento en el que número de unidades del mapa es tan grande o mayor que el número de muestras con las que se entrena el mapa.

## **2.4 PIEZODIAGNOSIS**

La piezodiagnosic hace referencia a las técnicas de Monitorización de Salud estructural (SHM) basadas en el análisis y procesamiento de señales eléctricas obtenidas de piezoeléctricos, convirtiendo este dispositivo en la principal fuente de información de la estructura que se estudia.

Los transductores piezoeléctricos tienen muchas ventajas ya que son sensores activos en el sentido de que pueden registrar o generar una señal [17], estos dispositivos si se tiene un buen sistema de adquisición la señal no requiere de mayor tratamiento ni acondicionamiento.

Esta técnica de estudio es un método no invasivo y de bajo costo optimizando los recursos necesarios para su desarrollo.

Actualmente la literatura reporta la utilización de sensores en la superficie de la estructura que se desea monitorizar ( [10], [18], [19]), el mayor aporte de los sensores está en la transmisión y recolección de ondas por medio de actuación guiada por medio de ondas tipo burst, este tipo de ondas se utilizan en el estudio para monitorización de una estructura aeronáutica [1] y se evidencian óptimos resultados.

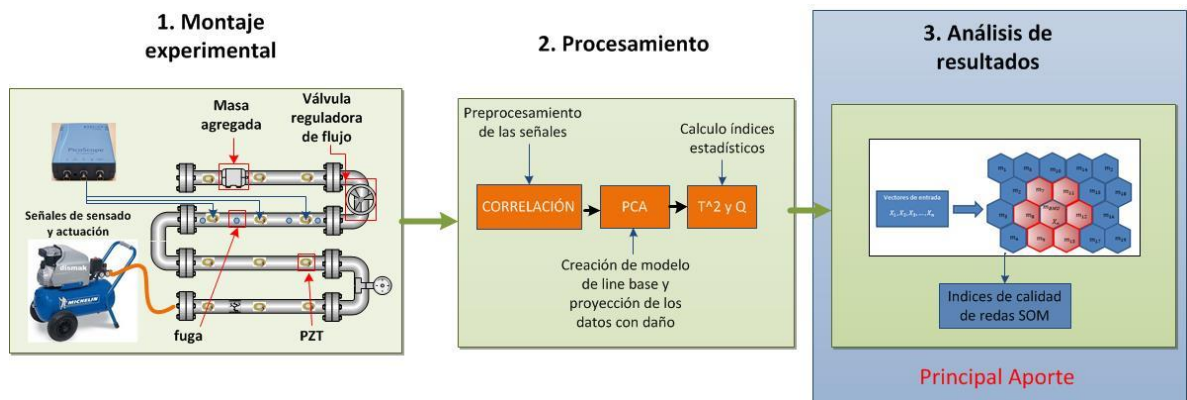
Los dispositivos piezoeléctricos son aquellos que se basan su funcionamiento en la presencia de cristales que presentan una característica que tiene el nombre de efecto piezoeléctrico. Este efecto es el que aparece cuando la presencia de presión genera un campo eléctrico y cuando hay distorsión cuando hay presencia de un campo eléctrico. Cuando se aplica un campo eléctrico, los iones se desplazan por fuerzas electrostáticas, lo que traduce una deformación mecánica del cristal. Los cristales de cuarzo poseen esta propiedad y también puede ser inducida en materiales como los cerámicos compuestos que consisten en plomo, circonio y titanio [20].

Los dispositivos piezoeléctricos son usados como generadores y receptores de vibraciones mecánicas convirtiendo la energía eléctrica en acústica y la acústica en eléctrica.

### 3. METODOLOGIA PARA EL DESARROLLO DEL PROYECTO

Para el desarrollo del presente estudio se siguió la metodología que se describe en la Figura 4, la cual cuenta con dos etapas principales que están conformadas por el montaje experimental y el procesamiento de datos. Estas etapas están conformadas por una instrumentación y algoritmos dispuestos por el grupo de investigación. Como etapa final está el análisis de los resultados, lo cual es el principal aporte del presente trabajo de grado. A continuación se presenta una descripción detallada de cada uno de las etapas.

Figura 4 Diagrama de la metodología implementada en el desarrollo de la investigación



#### 3.1 ESPECIFICACIÓN DE LA INSTRUMENTACIÓN Y ADQUISICIÓN DE DATOS

La instrumentación que se utiliza para la realización del presente proyecto, se encuentra en el laboratorio de monitoreo de salud estructural de la Universidad Industrial de Santander en el parque tecnológico Guatiguará (Lab 209). Dicha instrumentación hace parte de los recursos financiados por el Departamento Administrativo de Ciencia y Tecnología Francisco José de Caldas – COLCIENCIAS y la Banca Mundial a través del proyecto de investigación “*Monitorización y detección de defectos en estructuras usando algoritmos expertos embebidos*”. Asimismo, el diseño experimental de los montajes corresponden a resultados parciales del proyecto de maestría “*Detección y clasificación de fugas en tuberías de acero-carbono basado en análisis de componentes principales*” el cual se encuentra en desarrollo en el programa de maestría en Ingeniería Electrónica de la Universidad Industrial de Santander (UIS), y de la propuesta de doctorado “*Robust structural damage detection by using statistical hybrid algorithms*” la cual se encuentra en desarrollo en el programa de doctorado de ingeniería civil en la Universitat Politecnica de Catalunya (UPC).

En términos generales el montaje experimental está conformado por un loop de tuberías de acero-carbono, dispositivos piezoeléctricos (PZT) adheridos a la superficie de la tubería y acondicionados a amplificadores de 2 MHz de ancho de banda con alto rechazo al ruido polarizado en una configuración inversora con ganancia variable por medio de un trimer con tensiones de alimentación de  $\pm 12v$ , un osciloscopio de marca PicoScope® de dos canales y que cuenta con la función de generador de onda arbitraria (AGW) que permite definir una onda como un vector de datos. Para el desarrollo del montaje experimental se genera una onda tipo burst que se puede enviar a una frecuencia específica, una tarjeta multiplexora para seleccionar entre 8 canales de registros, una tarjeta de DAQ National Instruments® que se encarga de generar los pulsos digitales que controlan la tarjeta multiplexora. La tarjeta multiplexora es la que se encarga de alternar los canales para que el proceso de registro de datos sea eficiente. Cada uno de los elementos que conforman el experimento son mostrados en la Figura 5.

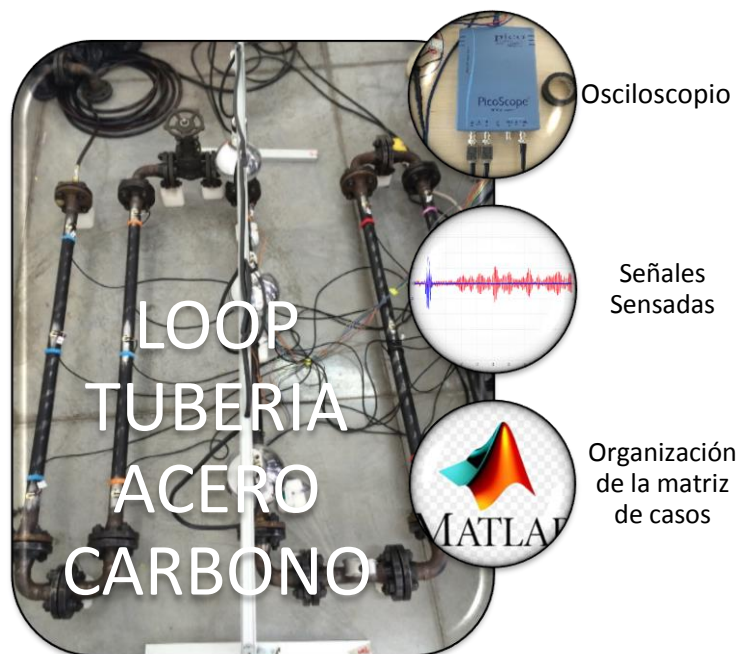
**Figura 5 Elementos del desarrollo del proyecto**



Los datos registrados son organizados según el estado de daño de la estructura (sin daño o defecto simulado) y el número de piezoeléctricos que estén configurados para actuar como sensor de adquisición de los registros. El grupo de investigación cuenta con un algoritmo implementado el cual automatiza el proceso de la adquisición de los datos para evitar que se creen conflictos por errores tal como la manipulación humana de los elementos de medición o generación de los datos, el

algoritmo básicamente crea los directorios donde se guardan los datos ubicándolos como subcarpetas dependiendo del número de daños y de sensores usados en el experimento. El número de sensores se activa por medio de la tarjeta de la National Instruments® que es la que envía un valor digital alto para activar el canal de sensado en la tarjeta multiplexora. Los registros de señales que se definieron para el presente estudio son 100 por cada daño, para así asegurar que exista un número suficiente de elementos para trabajar. Los datos que se generan se guardan en archivos .txt para que después puedan ser transformados a otros formatos y ser utilizados por otros lenguajes de programación.

Figura 6 Registro de datos



### 3.2 PROCESAMIENTO DE DATOS USANDO PCA E ÍNDICES ESTADÍSTICOS

Después de recibir los registros experimentales, estos datos se procesan por medio del software matlab® que como resultado de su procesamiento genera una estructura de datos. Esta estructura contiene la matriz de casos, el número de daños, la frecuencia de muestreo y el número de piezoeléctricos que actúan como sensores. El algoritmo que crea la estructura de datos tiene la opción de aplicar técnicas de pre-procesamiento de los registros experimentales para efectuar la validación de características que permitan interpretar la detección de defectos en estructuras. Estas características son la correlación, la tendencia, el filtro de 60 Hz para evitar algún componente que pueda presentarse por efecto de la red eléctrica y un filtro pasa altos de frecuencias mayores a 20 Hz que pueden eliminar las falsas

mediciones producidas por movimientos de la tubería o en el ambiente. El objetivo de tener los registros de esta manera es hacer eficiente la manera como el lenguaje de programación opera y ejecuta los algoritmos de detección de fallos.

El algoritmo de detección de fallos en estructuras tiene como eje la aplicación de PCA para detección de información redundante, reorganización de los registros y reducción del número de variables manteniendo la mayor información como sea posible. El resultado de la aplicación de PCA es un nuevo modelo que contiene las características relevantes de los datos experimentales, este nuevo modelo corresponde a un nuevo espacio de coordenadas reducido con un mínimo de valores redundantes, este proceso se reportó en la sección 2.2.

Como tal PCA no detecta los defectos en la estructura, por lo que es necesario incluir los métodos estadísticos  $T^2$  y  $Q$  – *estadístico*. El proceso que realiza el algoritmo es una proyección los datos en las componentes principales, graficando los resultados con esta herramienta visual el usuario decide si el modelo es viable para continuar o si por el contrario el número de componentes principales no se ajusta a valores mínimos de redundancia. El nuevo modelo queda guardado como una nueva estructura de datos la que contiene el número de sensores, el número de daños, el número de componentes principales que se utilizó para la generación del modelo, la media de los datos, la desviación de los datos y los coeficientes. Luego de obtenido este modelo se evalúa sobre los casos de entrenamiento que consiste en aplicar el proceso pero a un número menor de componentes para validar el modelo generado y constatar la eficiencia del mismo. Después de validado el modelo se aplica una red SOM que según la validación anterior de los datos ubicara en clústeres los datos según su convergencia. Como un aporte al pre-procesamiento de los registros el algoritmo de detección de los máximos se utiliza para percibir las variaciones que presenten la adquisición de los registros permitiendo hallar un modelado efectivo si no existe un grupo de datos atípicos mayor que el grupo de datos que se comporta de manera homogénea.

### **3.3 INTERPRETACIÓN DE DATOS USANDO REDES SOM**

Partiendo de una matriz de entrenamiento con casos con registros experimentales de la tubería con y sin daños se obtiene el modelo PCA que se explicó en la sección 3.2 Después de que se obtiene el modelo se calculan los índices  $T^2$  y  $Q$  *estadístico* con la información que entregan estos índices se entrena la red SOM, lo que refleja como resultado una distribución de clústeres de defectos que se hayan encontrado en la estructura. El proceso requiere que se valide la información que se genera, por lo cual con el porcentaje de los registros restantes se proyectan en el modelo PCA, se calculan nuevamente los índices  $T^2$  y  $Q$  – *estadístico*, se carga la red SOM

previamente entrenada para que se extraigan las características agrupadas y verificar su clasificación por medio de las etiquetas que poseen los registros de los defectos en la tubería. La red se puede entrenar utilizando bien sea el índice  $T^2$  o el índice  $Q - estadístico$  y su poderosa herramienta visual permite que los resultados sean interpretados de manera obvia.

La calidad de la red SOM se verifica con los índices de calidad planteados en la sección 2.3, que permiten una validación experimental de la calidad de agrupación de los clústeres de defectos presentes sobre la tubería.

La red SOM se implementa sobre la versión de software libre desarrollada por el laboratorio de computación información y ciencia<sup>5</sup>.

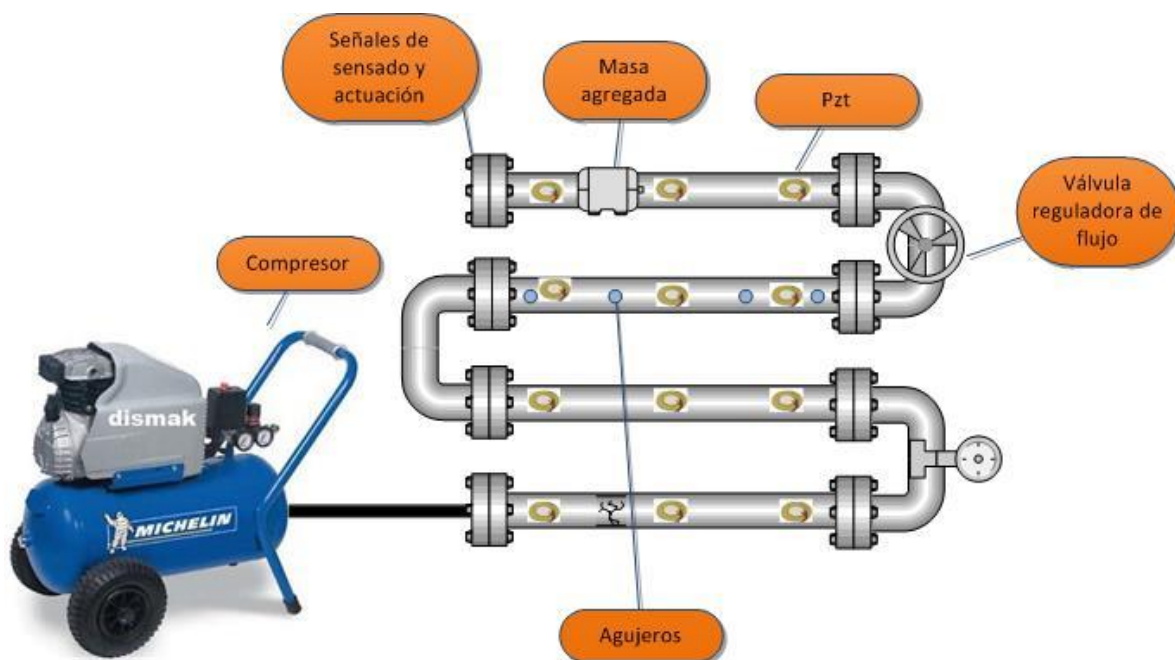
---

<sup>5</sup> LABORATORY OF COMPUTER AND INFORMATION SCIENCE. SOM toolbox [en línea]. <<http://www.cis.hut.fi/projects/somtoolbox/download>>

#### 4. DESCRIPCIÓN DE LOS EXPERIMENTOS

Para evaluar el desempeño de las redes SOM como método de clasificación e interpretación de resultados acostes a una aplicación de SHM se realizaron dos experimentaciones básicas, agregación de masas y simulación de fugas en un loop de tubería de acero-carbono. Las pruebas que se configuran para emular los daños son la agregación de masas y generación de fugas, usando los elementos de laboratorio disponibles en el laboratorio de Guatiguará y detallados en la sección 3.1. Como la generación de fugas es un experimento no reversible la configuración que se utiliza corresponde a huecos perforados sobre la tubería que se sellan herméticamente con tornillos hechos a la medida de los huecos. El loop está compuesto por tramos de un metro de longitud que tienen en sus extremos bridas para poder disponer de variaciones en el loop de la tubería. La disposición de las secciones de tubería permite la implementación de diferentes pruebas para hacer una validación experimental.

Figura 7 Diagrama del experimento



#### 4.1 AGREGACIÓN DE MASAS EN UNA SECCIÓN DE TUBERÍA

La agregación de masas es implementada sobre una sección de la tubería y es simulada por medio de un cubo que se puede retirar y sujetar a la sección de la tubería. La masa es de acero y puede ser trasladada sobre cualquier parte de la superficie de la estructura como se puede ver en la Figura 8.

Figura 8 Agregación de masas



La señal de excitación se aplica a un piezoeléctrico que hace las veces de actuador mientras el otro piezoeléctrico capta los registros experimentales por medio del osciloscopio, de esta manera la estructura se analiza en varios puntos y se están simulando los defectos de agregación de masa. En este experimento se desplaza la masa cada centímetro para observar las variaciones que se puedan generar en las diferentes posiciones que se encuentre la masa. En resumen se generan 73 registros, uno que es el registro de la estructura en su forma original o sin daño y las otras son los 72 daños que se le agregan que corresponden al movimiento de la masa cada 1 cm.

#### 4.2 AGREGACIÓN DE MASAS EN LOOP

En el desarrollo de este apartado la tubería se encuentra sujeta al loop y se agrega un piezoeléctrico para determinar si la ubicación de la señal de actuación perjudica de manera sustancial el desarrollo del experimento.

**Figura 9 Agregación de masas en el loop**



En este experimento se desplaza la masa cada 4 cm y se realizó el mismo experimento variando el lugar donde se enviaba la señal de actuación generando unas matrices de casos distintas, para comparar sus resultados.

#### **4.3 GENERACIÓN DE FUGAS.**

Las fugas en este experimento son huecos que se han taladrado sobre la sección de la tubería de diferentes diámetros que son rellenados con tornillos removibles los cuales al estar dispuestos de tal manera en la estructura no generan una fuga constante y están herméticamente sellando la tubería. El loop cuenta con una conexión a un suministro de aire por medio de un compresor y las bridas se encuentran unidas para mantener el sistema herméticamente sellado. Para regular el flujo del aire se tiene una válvula que se manipula controlando el paso de aire por el interior de la tubería.

En el desarrollo de este experimento la sección de la tubería se encuentra sujeta al loop y se tienen tres piezoeléctricos sobre la sección que se encargaran de registrar y generar los registros experimentales.

**Figura 10 Loop de tubería con compresor**



Se realizan tres tipos de experimentos: en el primero se genera la señal de actuación en un piezoeléctrico ubicado en el centro de la estructura y los sensores en los extremos de la estructura. Los dos experimentos restantes se repiten el proceso pero cambia la ubicación del actuador a los extremos y los daños que se simulan son los agujeros que se encuentran en la estructura. Se realizan estas modificaciones para observar el comportamiento de los cambios en la estructura, las variaciones que presentan cuando se varia la posición del actuador y los sensores, validando cual es la mejor opción para la ubicación del piezoeléctrico de actuación y los piezoeléctricos de sensado. De modo que los resultados se pueden generar repetitivos se muestra cual es la configuración más adecuada y la que revelo los mejores resultados.

Figura 11 Descripción del experimento de fugas



Para cada experimento se evalúan los resultados del procesamiento y se comparan para evaluar ventajas y desventajas que puedan ofrecer los algoritmos y sus variaciones en los resultados finales.

## 5. RESULTADOS

Los resultados del procesamiento de los datos de las pruebas experimentales de interés para el presente trabajo de investigación, son presentados en tres secciones: análisis del efecto de la correlación para la detección de masas y fugas en la tubería usando PCA, visualización de los grupos de casos de daño obtenidos mediante el uso de redes SOM, y evaluación de los índices de calidad de agrupamiento de clústeres de la red SOM.

### 5.1 EFECTO DE LA CORRELACIÓN EN ALGORITMO DE DETECCIÓN DE DEFECTOS USANDO PCA

En esta sección se presentan los resultados de incluir una etapa de pre-procesamiento basada en el cálculo de la correlación entre las señales piezoeléctricas de actuación y sensado. De esta manera, mediante el cálculo de la correlación, se busca mejorar la sensibilidad de la metodología de detección de defectos en tubería ante la presencia o ausencia de daños. Para analizar el efecto de la correlación, se estudian los valores máximos y los índices (ubicación en muestra) del valor máximo tanto de la señal piezoeléctrica sensada como de la respectiva correlación con la señal piezoeléctrica de actuación. Asimismo, para analizar la influencia del uso o no de la correlación para la detección de defectos, se considera el comportamiento de los índices  $T^2$  y  $Q - estadístico$ .

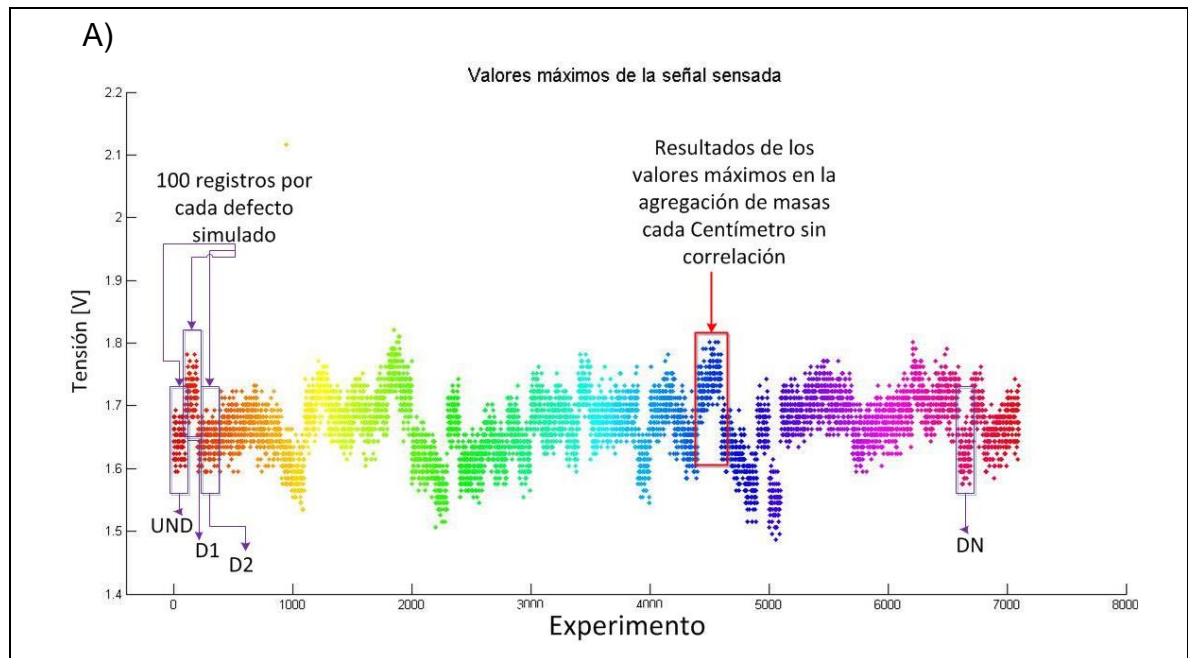
#### 5.1.1 Sección de tubería con agregación de masas

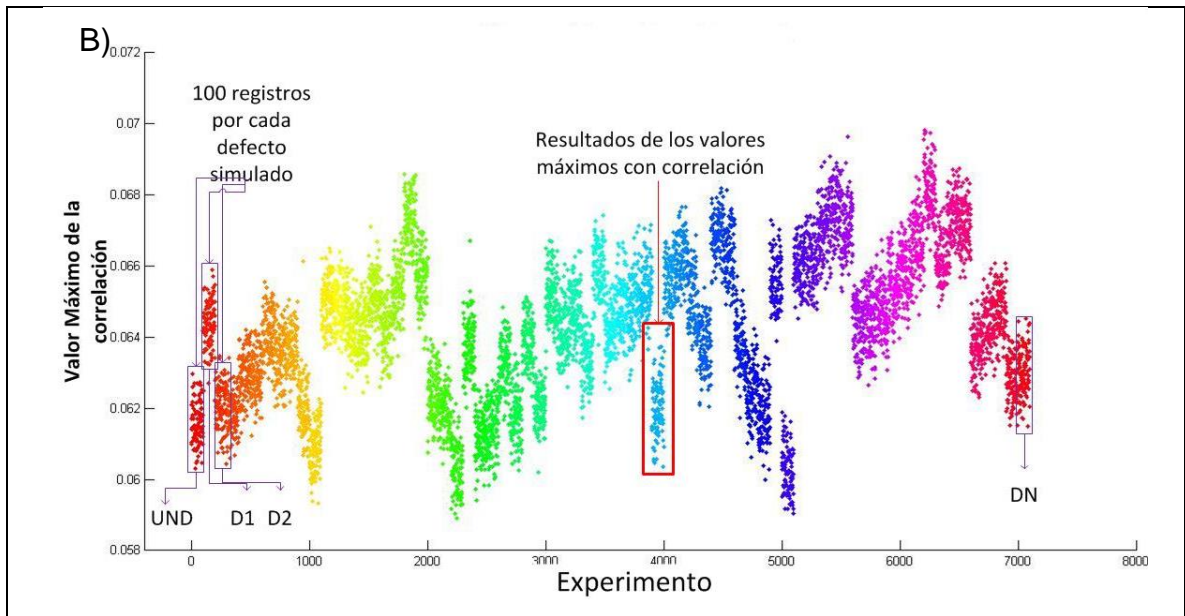
Para validar el desempeño del algoritmo de detección de defectos en estructuras se desarrolla el experimento planteado en la sección 4.1. En la configuración de este experimento se realizan 73 registros, un registro para el estado en el cual la tubería se encuentra sin daño (UND) y los 72 restantes son defectos que consisten en agregar una masa en 72 posiciones diferentes (D1, ..., D72). La matriz resultante de

los registros tiene el número de filas correspondiente al número de registros sensados y las columnas son las muestras que adquiere el piezoeléctrico que actúa como sensor.

En la Figura 12 se muestran los valores máximos de la señal sensada (Figura 12.A) y de la señal de correlación (Figura 12 B), donde se observan las respectivas variaciones con respecto a la aplicación del pre-procesamiento de la señal con correlación.

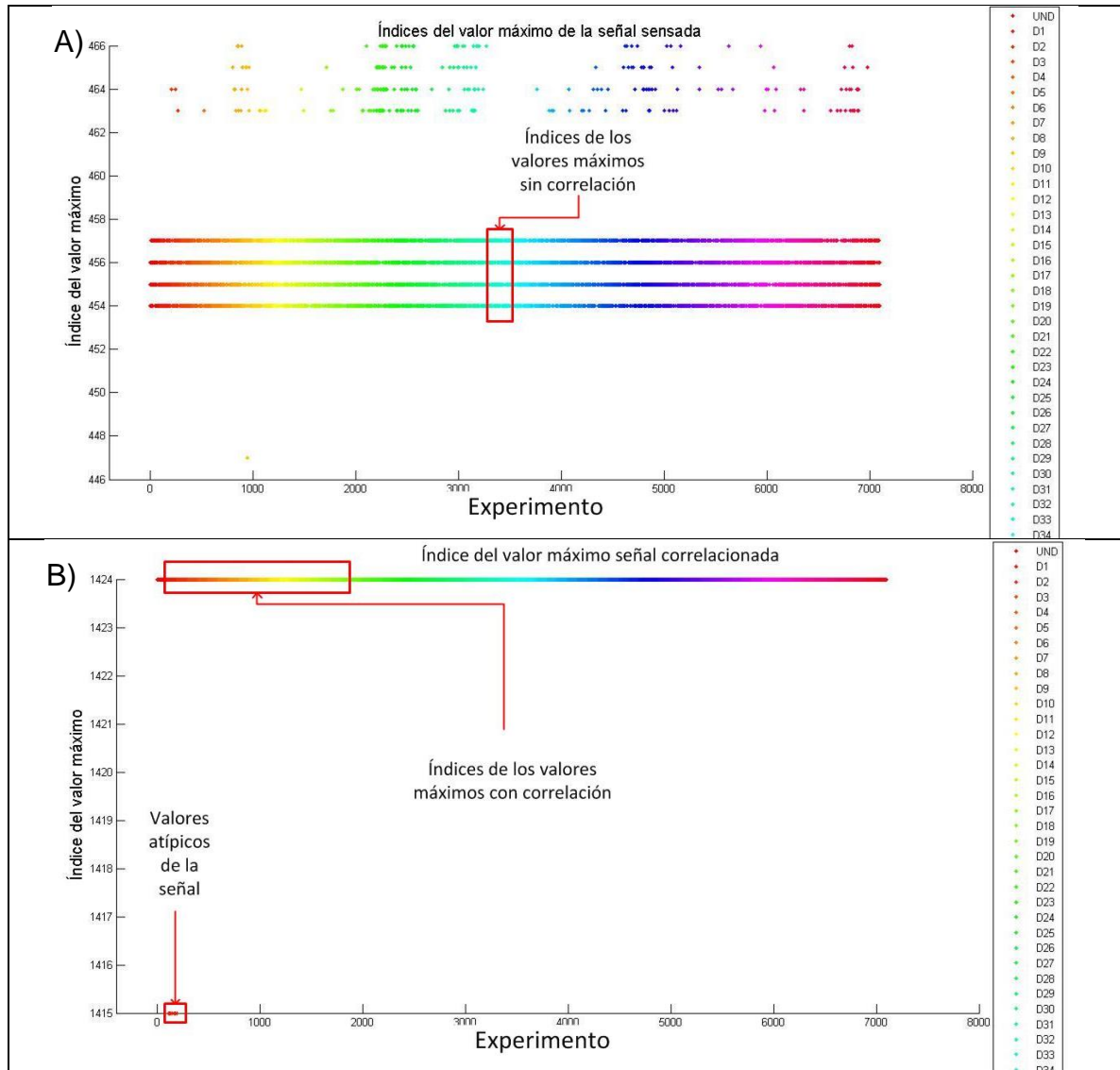
**Figura 12 Valores máximos de la señal. A) Sin correlación. B) Con correlación**





De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 12, se puede ver como la dispersión de los valores de la señal es menor cuando se aplica pre-procesamiento con correlación a los registros experimentales. Así, se observa que las variaciones de los valores máximos de la señal son del orden de  $10^{-1}$  Voltios cuando se procesan los datos sin la correlación y del orden de  $10^{-3}$  en el valor máximo de la correlación cuando se procesan con correlación. Por otra parte, en la se muestra el comportamiento de los índices del valor máximo, que corresponden a la posición donde se ubica el valor máximo en el vector de muestras de la señal (correlación o señal piezoeléctrica sensada).

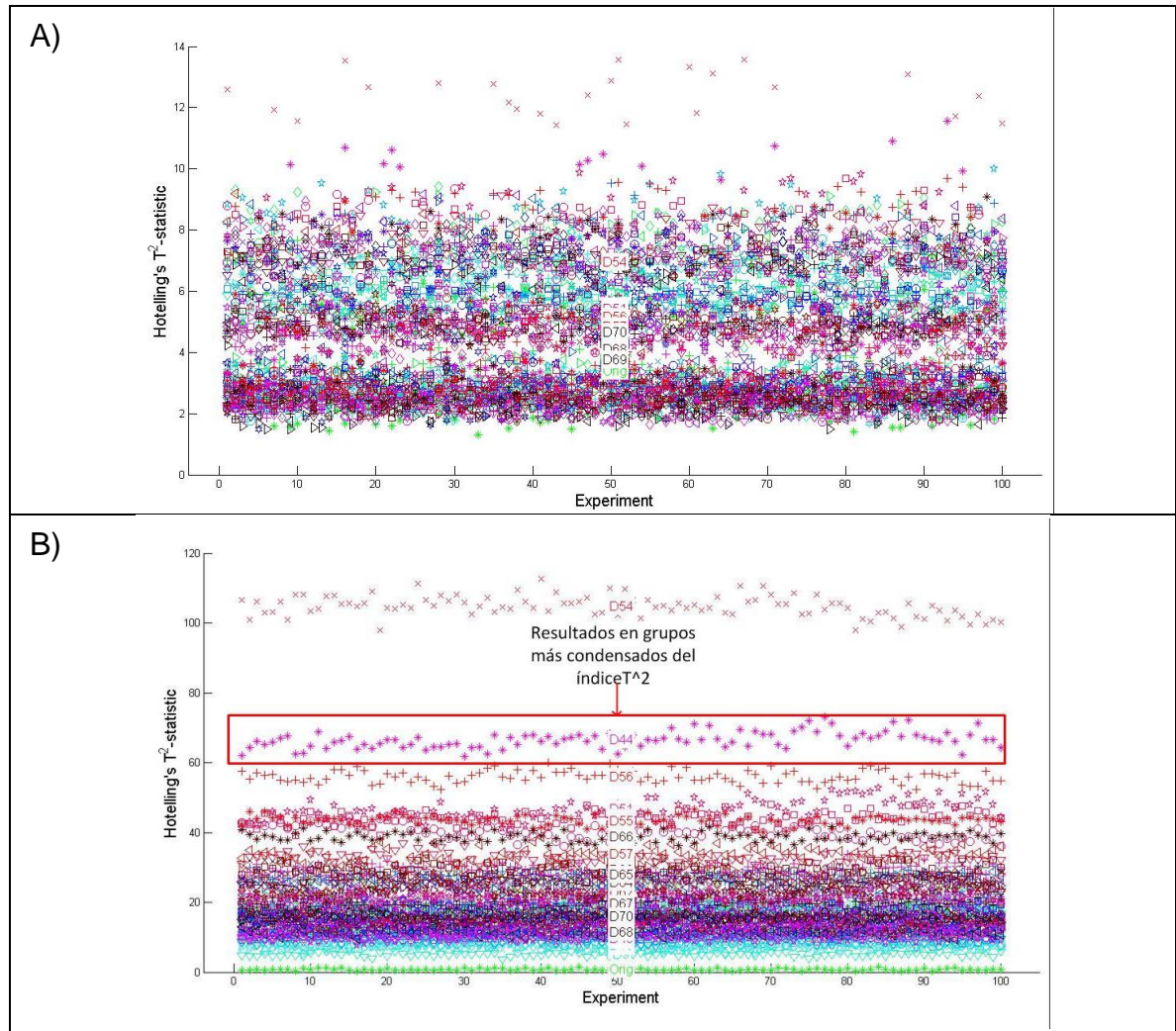
Figura 13 Índices de la señal sensada. A) Sin correlación. B) Con correlación



De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 13, nuevamente se observa que las ubicaciones del índice del valor máximo de los registros a los cuales no se les aplica el pre-procesamiento con correlación son mucho más dispersos. De esta manera, los valores máximos de la señal piezoeléctrica son altamente sensibles al desfase y al ruido inherente del proceso de medición. No obstante, al aplicar pre-procesamiento mediante correlación, es posible obtener descriptores más homogéneos y en los cuales se puede detectar incluso mediciones atípicas. Sin embargo, usando los valores máximos como características para detección de defectos en la estructura no es posible lograr diferenciar entre los casos de daño

bajo estudio. Por lo tanto, para evaluar la influencia del uso o no de la correlación, es necesario analizar la distribución de los índices  $T^2$  y  $Q$  – estadístico y técnicas de visualización de datos como las redes SOM. En la Figura 14, se muestran la distribución del índice  $T^2$  para los casos de daño en estudio calculados usando las señales piezoeléctricas (Figura 14 A) o las señales de correlación (Figura 14 B).

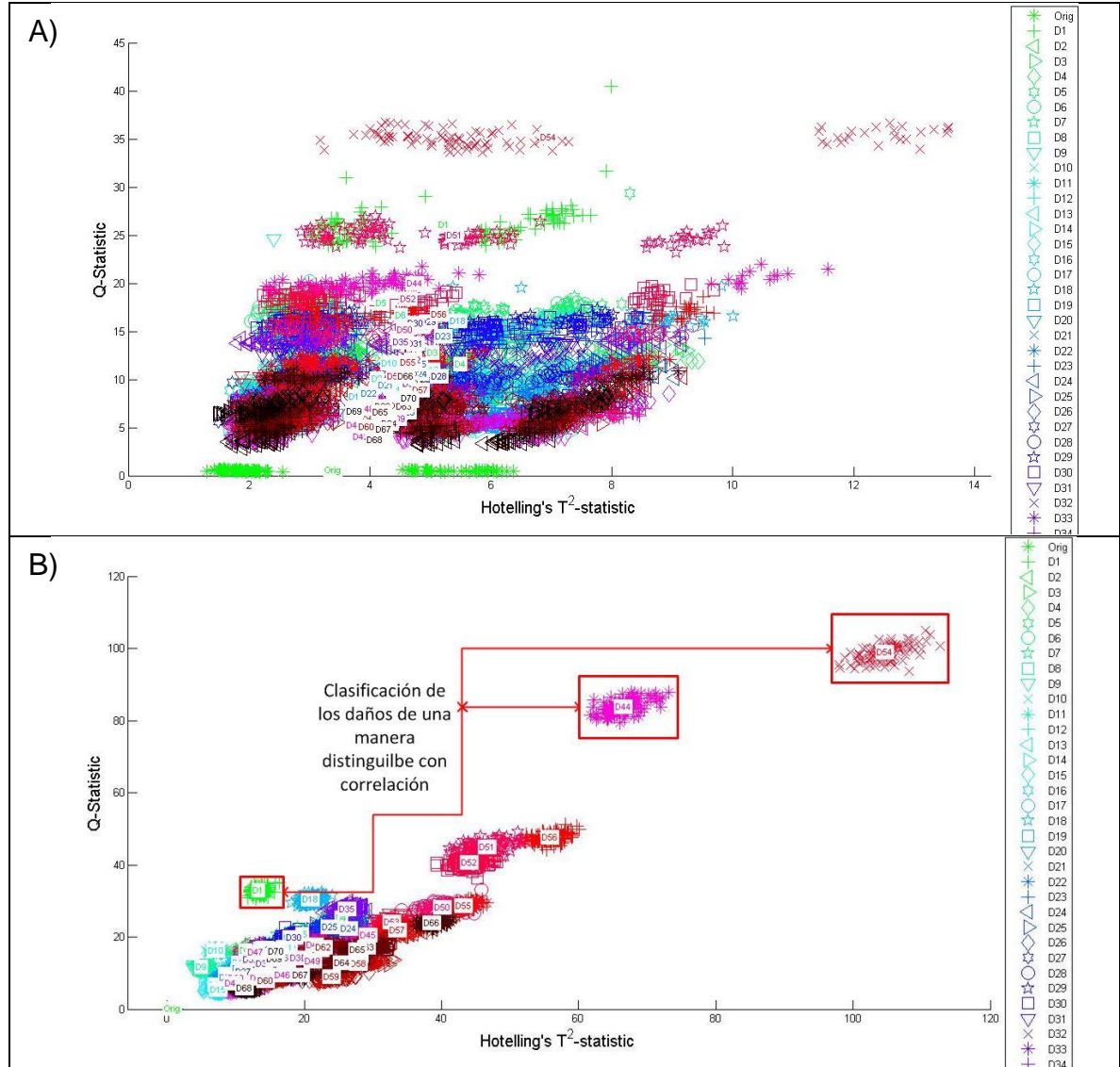
Figura 14 Índice  $T^2$ . A) Sin correlación. B) Con correlación



De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 14, se observa una distribución más ordenada del índice estadístico  $T^2$  para los resultados a los cuales se les aplicó la correlación que a los que no tienen el uso de la correlación. De esta manera, es posible diferenciar visualmente el estado sin daño ('Orig') de los casos con daño ('D1', ..., DN) cuando se calcula  $T^2$  sobre la señal de correlación. Asimismo, los resultados muestran que los casos de daño se mantienen en grupos

con menor dispersión. En la Figura 15 se muestran la distribución de los índices Q vs  $T^2$  para los casos en estudio, cuando se considera o no el uso de la correlación.

Figura 15 Resultados de la ubicación de los daños. A) Sin correlación. B) Con correlación



En la Figura 15 se observa que sin el pre-procesamiento de los registros con correlación (Figura 15 A), no es posible que se detecten clústeres, ni se ubiquen los defectos de agregación de masas. En contraste, es posible identificar clústeres de los daños con el uso de la correlación (Figura 15 B).

De acuerdo con los resultados obtenidos, se evidencia que es recomendable calcular los índices  $T^2, Q$  – estadístico sobre las señales de correlación y no sobre

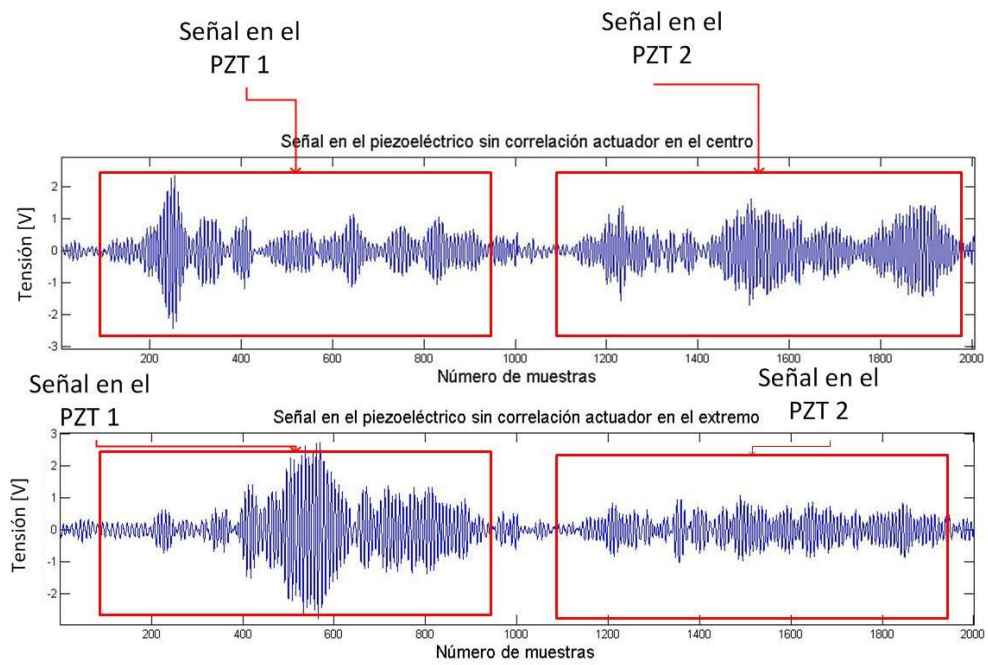
la señal piezoeléctrica directamente. Adicionalmente, para realizar una mejor evaluación del desempeño de los índices estadísticos, cuando se considera o no la correlación, es necesario realizar un experimento con menos casos de daños. Esto debido a que los casos considerados para este experimento, presentan traslape entre los casos de daño, ya que, al localizar la masa cada centímetro, existe una porción común de la masa que se superpone. Así, los casos de daño tienen información que es común, lo cual se ve reflejado en los índices calculados.

### **5.1.2 Sección de tubería en el loop de la estructura con agregación de masas**

El análisis de resultados de agregación de masas en el loop de la estructura se realizó considerando dos posibles ubicaciones del actuador en cada sección de la tubería: Actuador localizado en el centro y actuador localizado en el extremo.

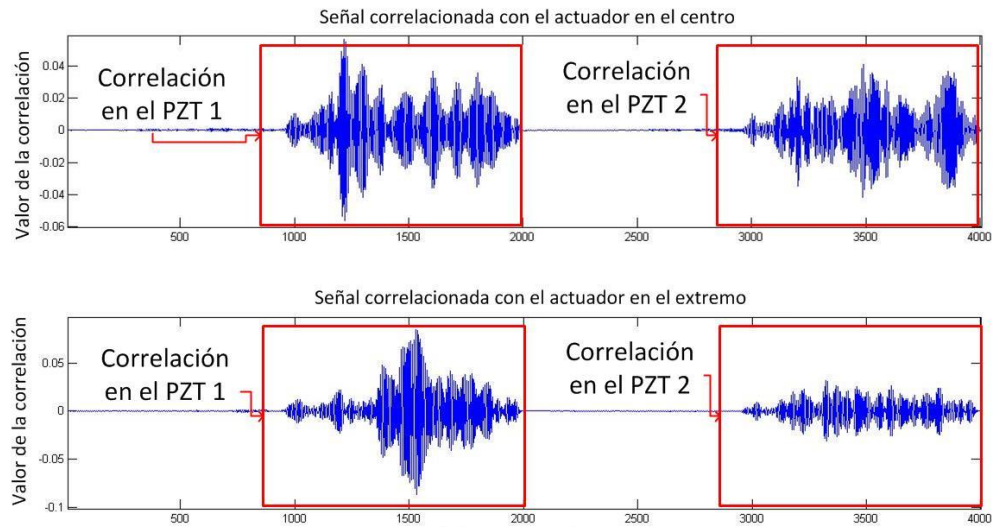
En la Figura 16 y Figura 17 se ilustran las señales piezoeléctricas para uno de los experimentos sin daño y la señal de correlación obtenida en cada caso. Así por ejemplo, en la Figura 16 se observa que la variación de los niveles de tensión en las señales adquiridas por el piezoeléctrico 1 es mayor que los niveles de tensión que se registran el piezoeléctrico 2 (con diferencias del orden de 1 Voltio) cuando se ubica el piezoeléctrico de actuación en el extremo de la tubería. La explicación de este fenómeno se debe a que al estar ubicado el actuador en un extremo, la onda transmitida sobre la superficie de la tubería debe recorrer una mayor distancia hasta el piezoeléctrico 2 y pierde su amplitud con respecto a los piezoeléctricos que actúan como sensores.

**Figura 16 Señal piezoeléctrica sensada sin correlación. A) Actuador en el centro. B) Actuador en el extremo**



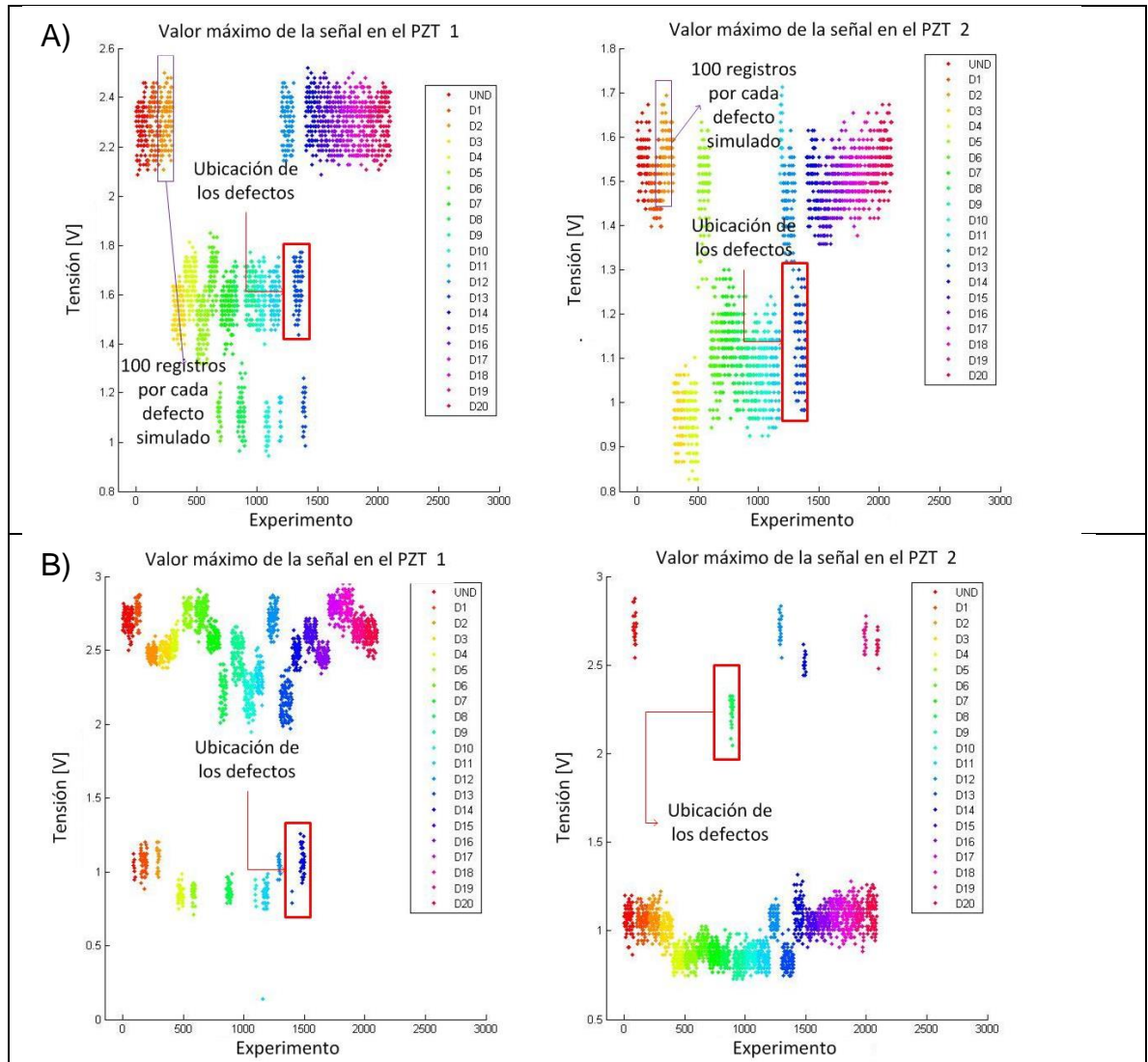
En la Figura 17 se aprecian las variaciones que se generan en las señales correlacionadas para cada posición del actuador, y que corresponden a las señales registradas de la Figura 16.

Figura 17 Señal correlacionada. A) Actuador en el centro. B) Actuador en el extremo



De acuerdo con los resultados mostrados en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, cuando el actuador se encuentra ubicado en el centro de la estructura, las señales piezoeléctricas de correlación entre actuador y sensor no se logran diferenciar en amplitud, al contrario de lo que sucede si la señal de actuación se ubica en uno de los extremos de la estructura. Esto puede deberse a que el proceso de correlación tiende a suavizar (filtro) los efectos de dispersión (superposición de tonos) que presentan los rebotes de la onda sobre las bridas. Asimismo, al observar la tendencia de las señales de correlación, se mantiene la diferenciación entre los respectivos PZT al igual que en el caso de la señal sin correlacionar. En la Figura 17 se muestran los valores máximos de tensión de la señal piezoeléctrica sensada para cada una de las configuraciones del actuador (centro y extremo).

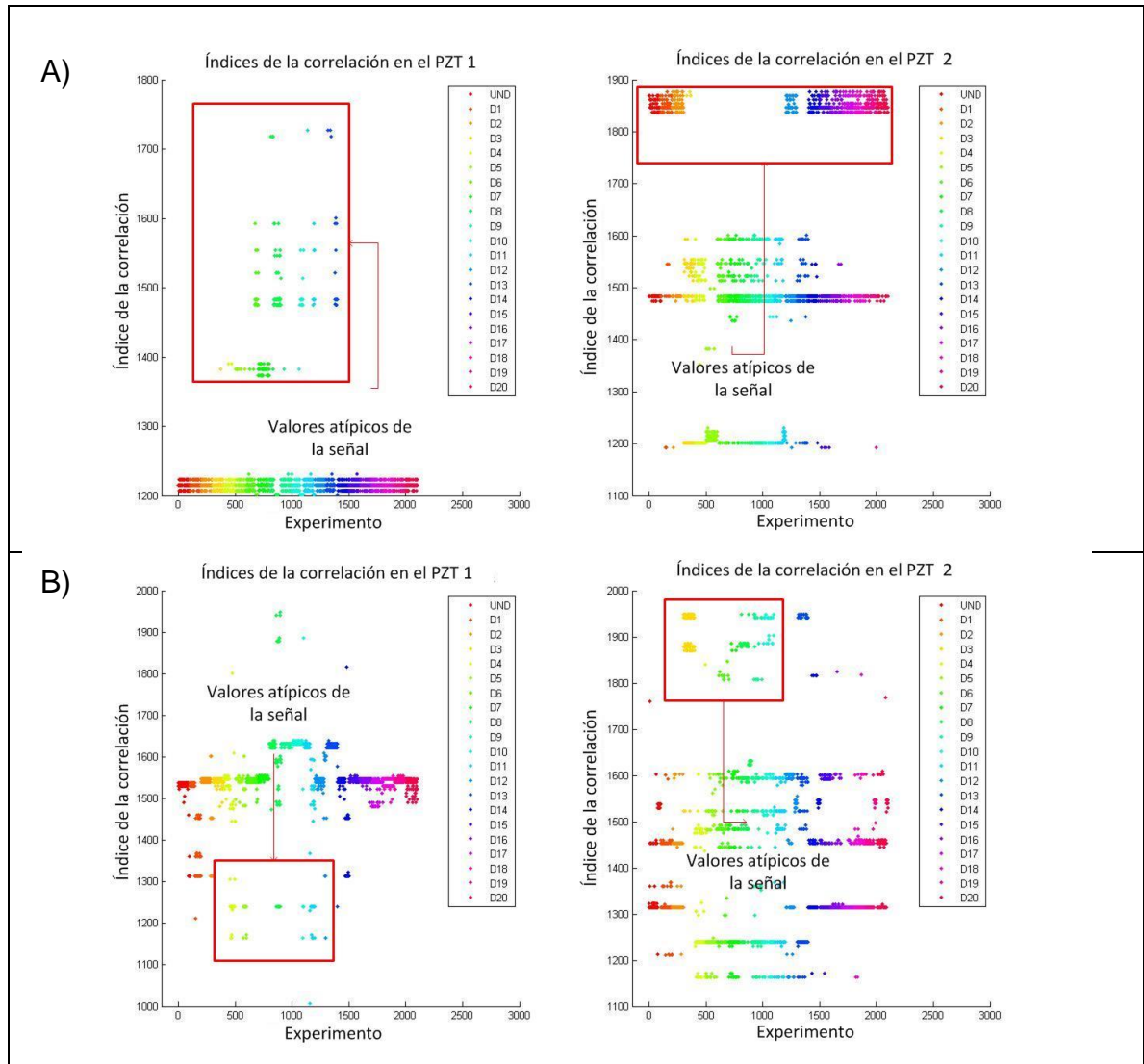
Figura 18 Valores máximos de la señal. A) Actuador en el centro. B) Actuador en el extremo



De acuerdo a la Figura 18, cuando el actuador se ubica en un extremo de la tubería se obtienen niveles de tensión más homogéneos (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia. B**) que los que se registran cuando el actuador se ubica en el centro de la tubería (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia. A**).

En la Figura 19, se presentan las respectivas ubicaciones del valor máximo de la señal de correlación para cada configuración del actuador (centro y extremo).

Figura 19 Índices del valor de correlación. A) Actuador en el centro. B) Actuador en el extremo

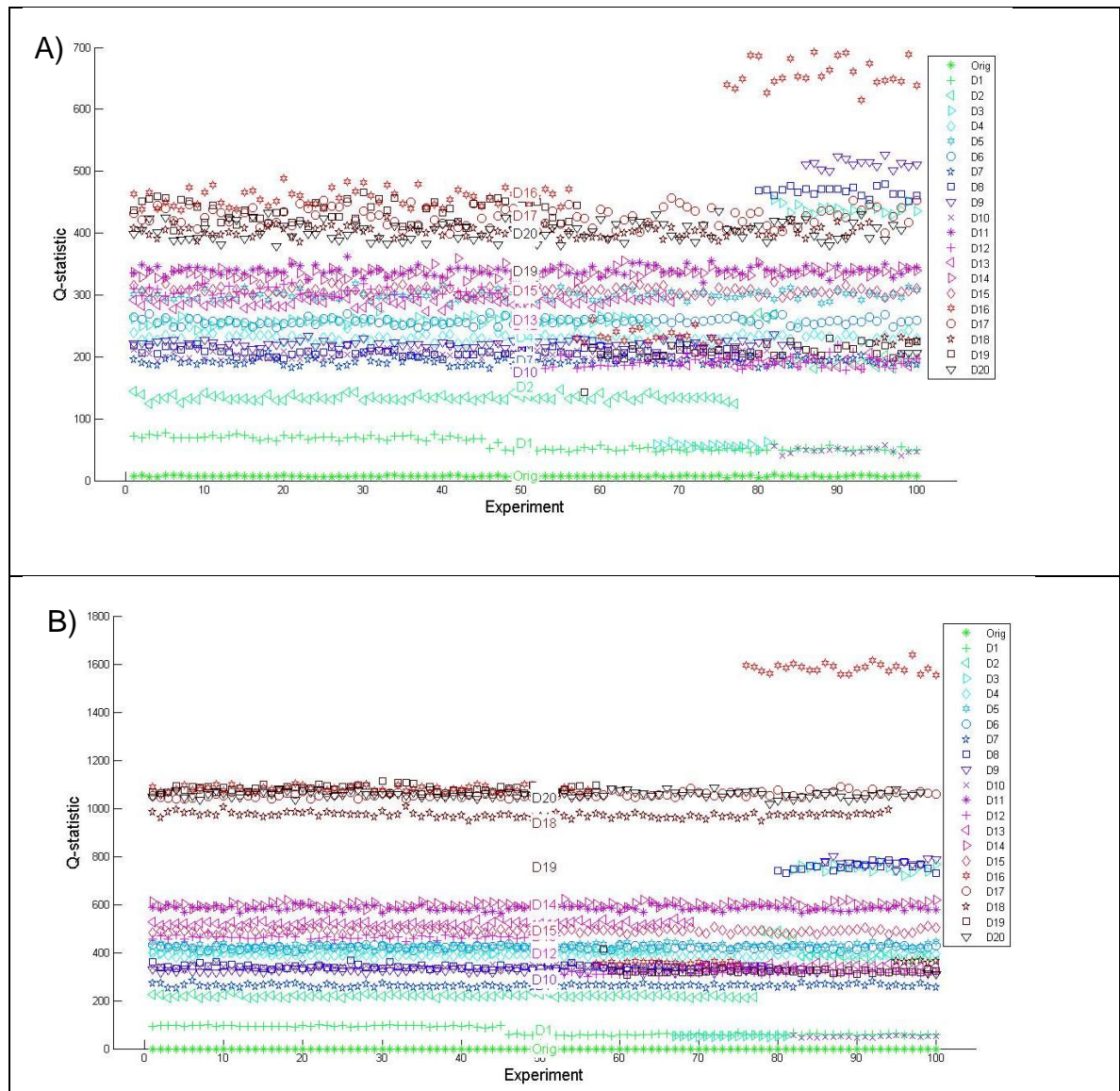


De acuerdo con los resultados observados en la Figura 19, el índice del valor máximo de la señal correlacionada evidencia una menor cantidad de datos atípicos cuando la configuración del piezoelectrico de actuación se ubica en el extremo de la tubería (Figura 19 B) respecto a la señal de actuación ubicada en el centro (Figura 19 A).

Para los casos de daños tipo agregación de masas estudiado, la configuración del actuador en el extremo permite detectar de manera más eficiente el defecto. Esto debido a que existe una mayor diferenciación de las señales de los piezoelectricos respecto a la configuración de actuador en el centro, donde las señales tienen mayor

parecido debido a la configuración equidistante. Por lo anterior, en la Figura 20 se observa la distribución del índice  $Q$  – estadístico para el caso de actuación en un extremo considerando el uso o no de la correlación.

Figura 20 Evaluación del índice Q-estadístico. A) Sin correlación. B) Con correlación

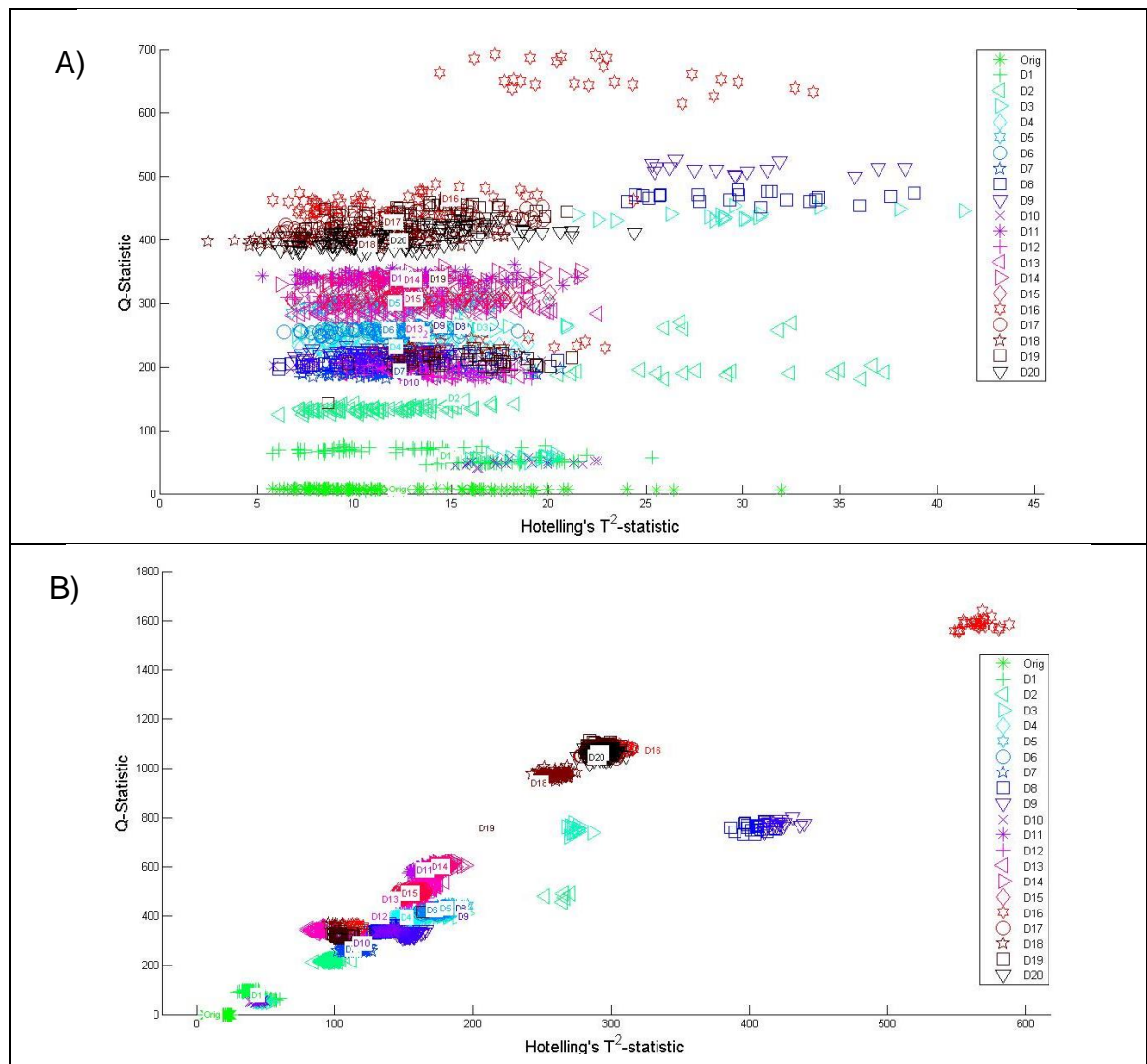


De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 20, se observa que la distribución del índice  $Q$  – estadístico es más ordenada para los resultados a los cuales se les aplicó la correlación que a los que no tienen el uso de la correlación. De esta manera, es posible diferenciar visualmente el estado sin daño ('Orig') de los

casos con daño ('D1',..., 'DN') cuando se calcula el índice  $Q$  – estadístico sobre la señal de correlación.

En la Figura 21 se presenta la distribución de los índices  $T^2$  y  $Q$  – estadístico. Se observa que la aglomeración de los clústeres en el resultado del pre-procesamiento con correlación es más reducida y se diferencia el estado sin daño de la tubería de los estados con daño (agregación de masas).

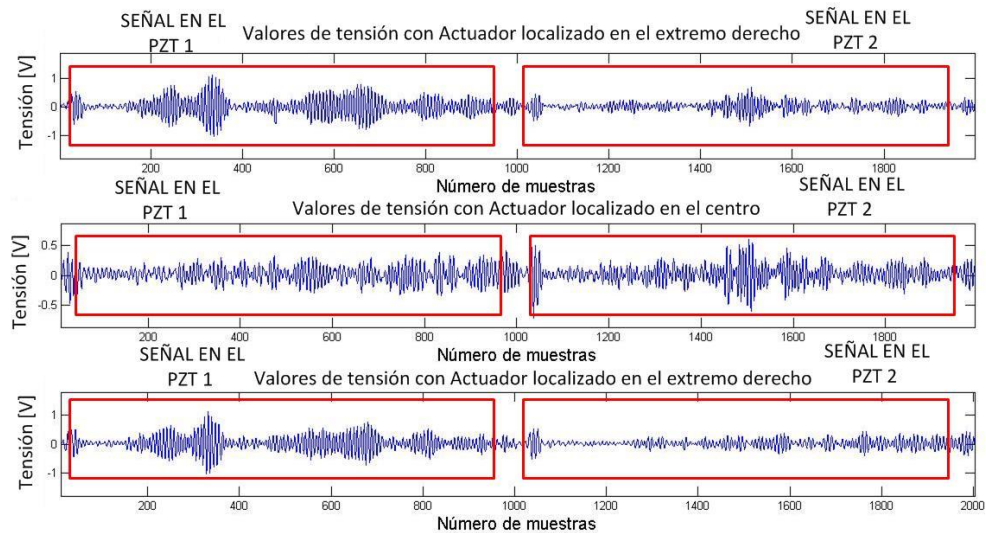
Figura 21 Tendencia del índice Q vs T2. A) Sin correlación. B) Con correlación



### 5.1.3 Sección de tubería en el loop con fugas

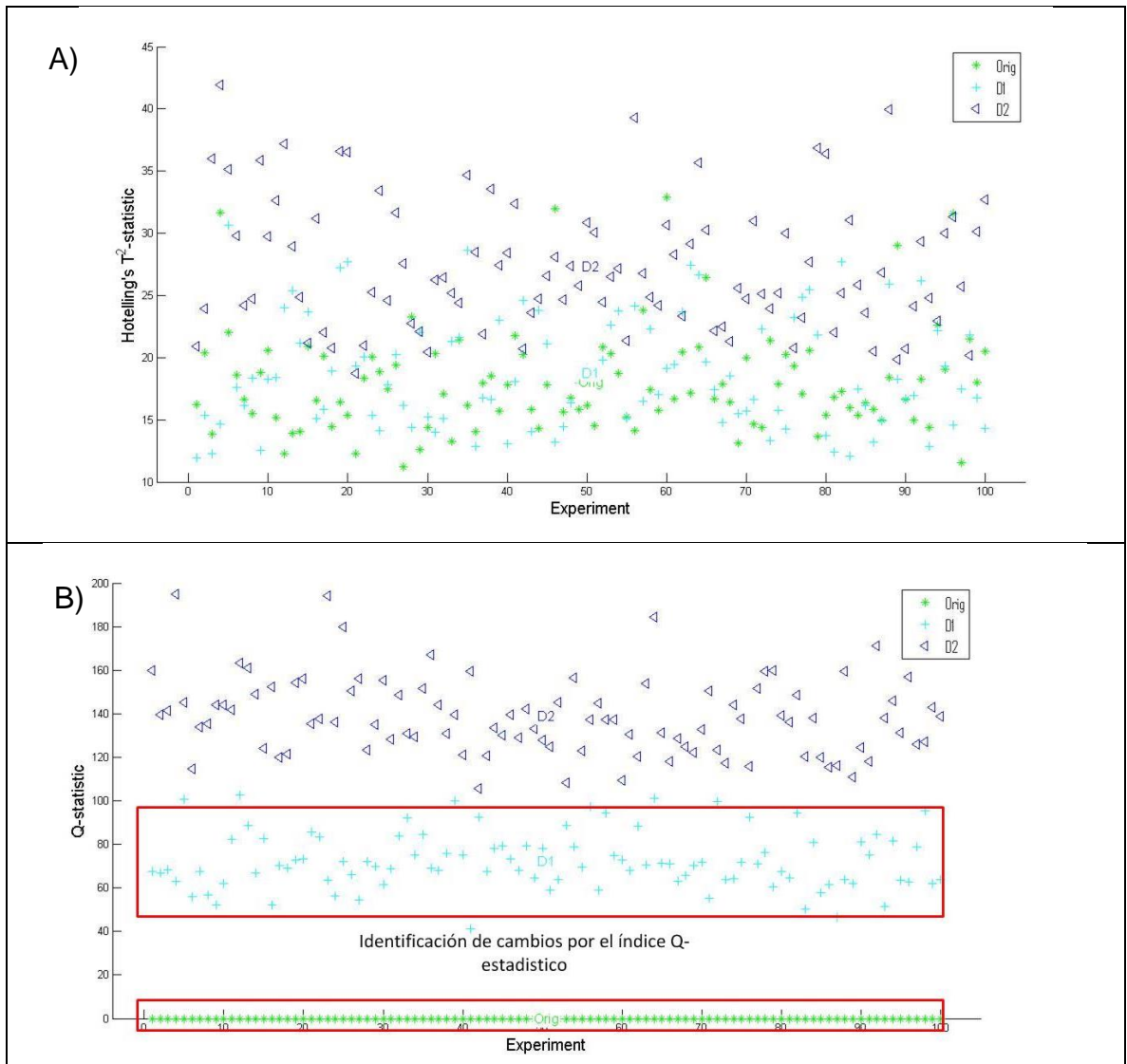
Para los casos de daños tipo fuga en el loop de tubería, se consideró únicamente la configuración que corresponde a localizar el actuador en uno de los extremos de la estructura (con la cual se obtuvieron mejores resultados como se presentó en la sección 5.1.2). En la Figura 22 se muestran las señales piezoeléctricas registradas para uno de los experimentos sin daño, donde se verifica que la mejor configuración para la toma de los registros sucede cuando el actuador se ubica en un extremo de la estructura, acorde con los resultados obtenidos en la sección anterior.

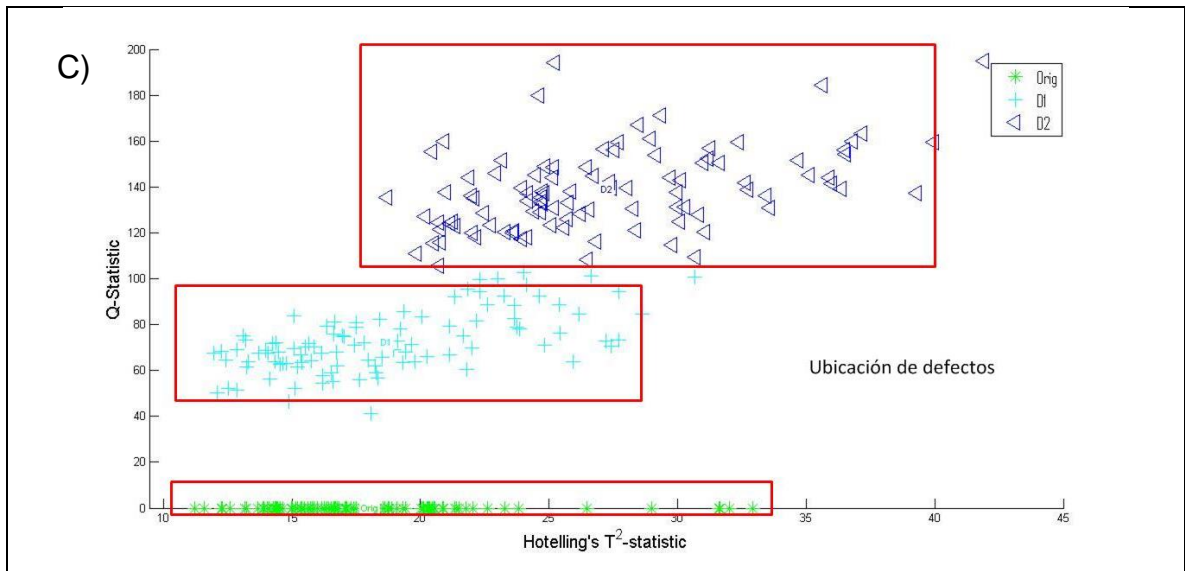
Figura 22 Señales piezoeléctricas de sensado para el caso de fugas en el loop



Para la identificación de los defectos tipo fugas se analiza únicamente el resultado de calcular el índice  $T^2$ , y  $Q$  – estadístico en los registros que tienen correlación (Figura 23), ya que como se resalta en la sección 5.1 es cuando suceden los mejores resultados de clasificación de defectos.

Figura 23 Resultados del experimento con correlación. A.) Índice T2. B.)Q-estadístico. C-) Proyección de Q vs T<sup>2</sup>





De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 23, es posible que un índice no sea suficiente para encontrar diferencias o que se generen cambios en los patrones. De hecho, el índice  $T^2$  es más sensible a los cambios que se producen en el modelo PCA (por estar relacionado con los eigenvalores), mientras que el índice  $Q$  – estadístico produce cambios más pequeños ya que corresponde a una medida del error.

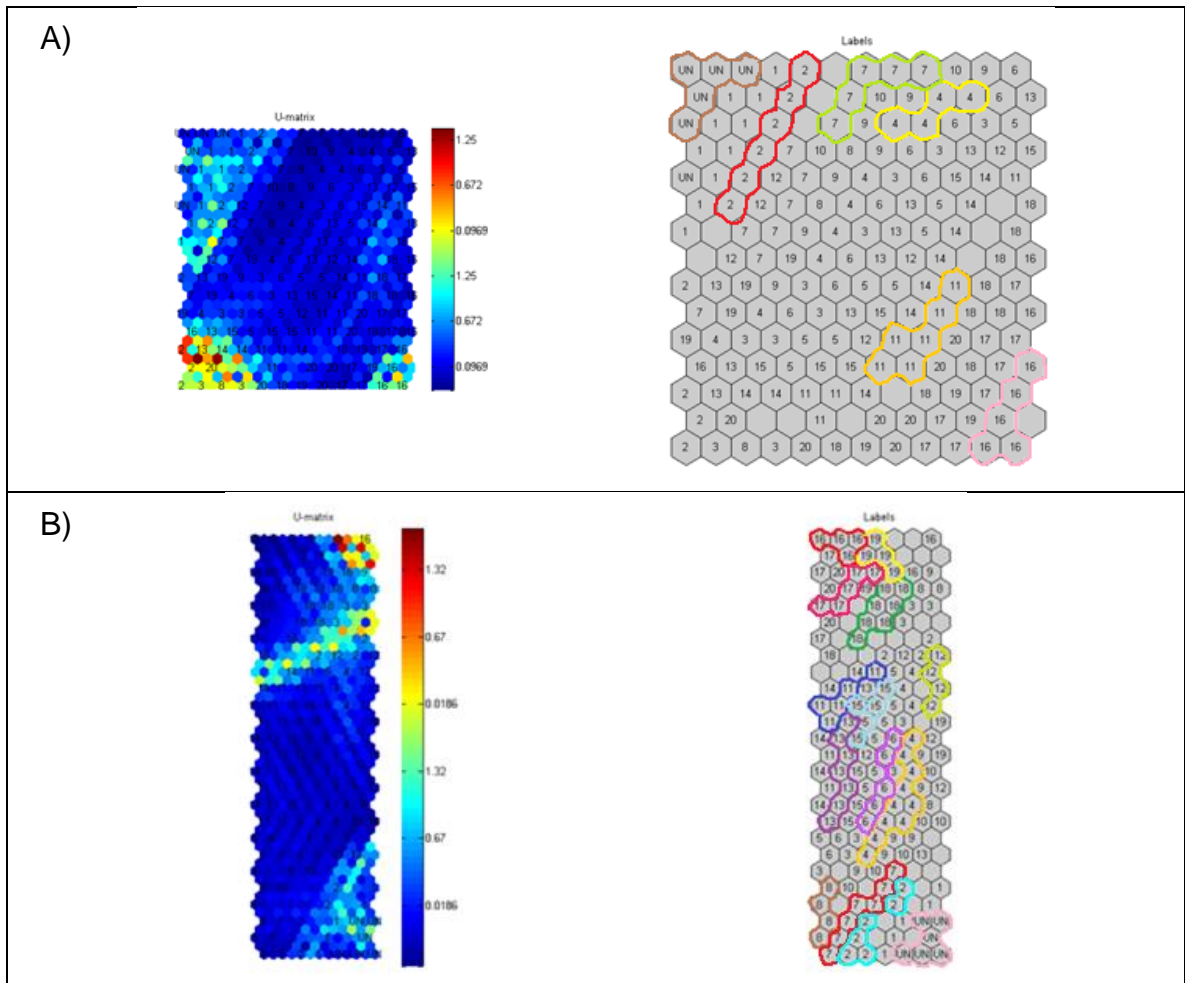
## 5.2 VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS USANDO REDES SOM

Usando los índices  $T^2$  y  $Q$  – estadístico, obtenidos para cada uno de los casos en estudio, se entrena una red SOM teniendo en cuenta el procedimiento que se describe en la sección 2.3. El uso de redes SOM busca obtener un sistema de clasificación de defectos en estructuras, de tal forma que los resultados puedan ser interpretados fácilmente mediante herramientas de visualización en un espacio de representación de características reducidas. Así, en esta sección se presentan los resultados obtenidos del entrenamiento de las redes SOM usando los datos con correlación y los datos sin correlación, para efectos de comparación.

### 5.2.1 Agregación de masas en loop de tubería

En la Figura 24 se presentan las redes SOM obtenidas para los experimentos de agregación de masas.

Figura 24 Visualización de SOM para casos tipo agregación de masas. A.) Sin correlación. B.) Con correlación

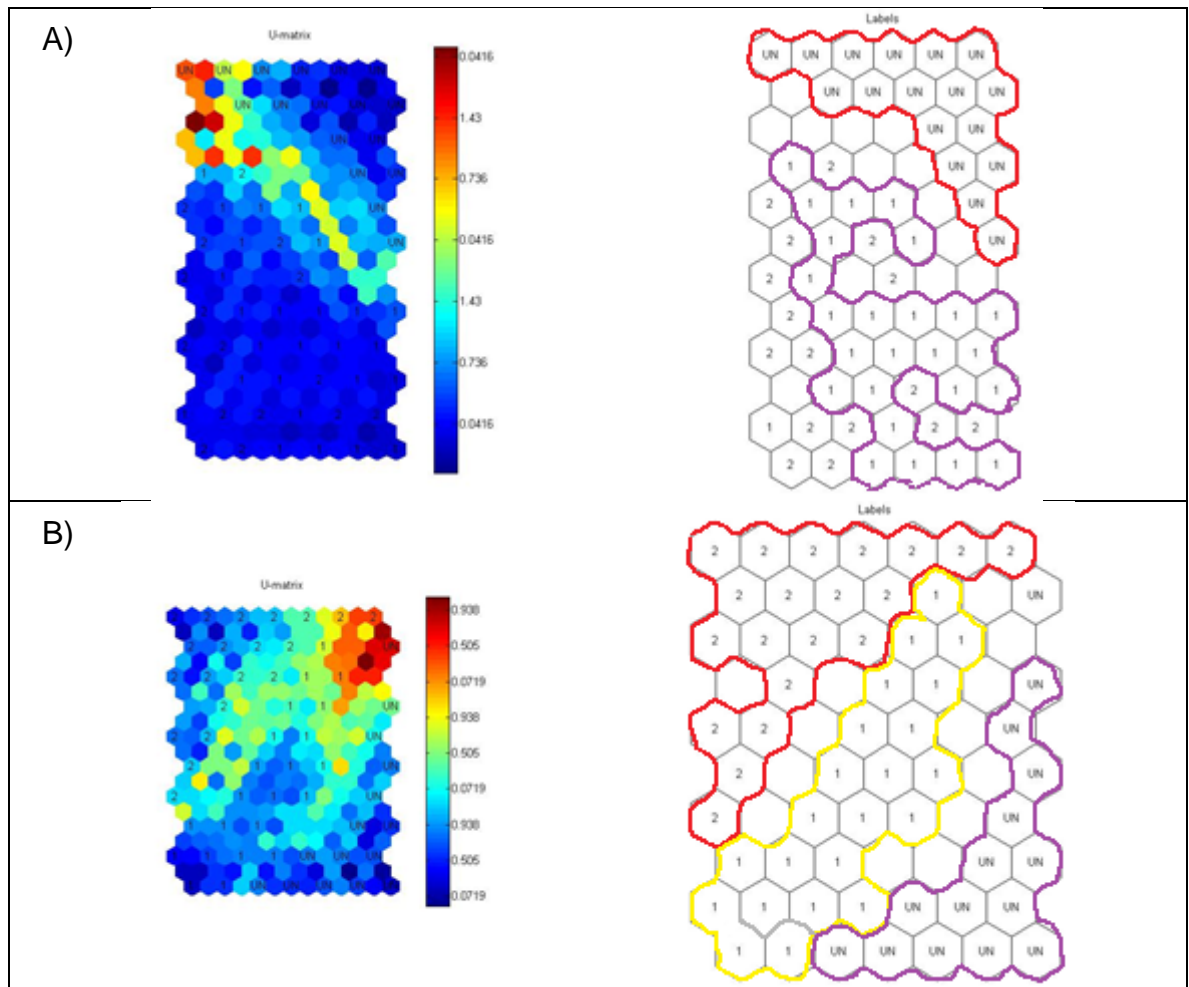


De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 24, se generan más clústeres de datos con la correlación que sin el uso de esta técnica. Adicionalmente, la agrupación de los casos es más ordenada para el caso donde se considera la correlación. Asimismo, se observa una mejor clasificación y distribución de la red entre los diferentes daños del experimento con el pre-procesamiento con correlación, diferenciando un número más elevado de defectos del tipo agregación de masas. Sin embargo, aún existen casos de daño que no se visualizan en el clasificador SOM debido a que no son mayoría en los clústeres obtenidos.

### 5.2.2 Sección de tubería en el loop con fugas

En la Figura 25 se presenta la red SOM obtenida para los casos de daño tipo fuga en loop de tubería.

Figura 25 Visualización SOM para defecto tipo fugas A.) Sin correlación. B.) Con correlación



De acuerdo con los resultados mostrados en la Figura 25, el clasificador SOM permite identificar de forma adecuada los escenarios de fuga considerados en el experimento: D1 y D2. Asimismo, se observa una buena separación de los daños respecto a los casos sin daño (UND). Adicionalmente, los clústeres obtenidos de datos correlacionados son ordenados y se agrupan mejor que los que no consideran la correlación. De esta manera, sin correlación no se logra agrupar todos los daños en clústeres uniformes.

La configuración del experimento de casos de daño tipo fuga permite una mejor visualización de resultados, ya que se analizan resultados de un número reducido de daños respecto al casos de daños tipo agregación de masa. De esta forma, los clústeres obtenidos permiten mostrar la utilidad de las redes SOM como herramienta de clasificación de defectos en estructuras y su facilidad de interpretación visual.

### 5.3 ÍNDICES DE CALIDAD DE AGRUPAMIENTO EN LA RED SOM.

En esta sección se presentan los índices de calidad de agrupamiento (sección 2.3) en la red SOM, obtenidos para cada uno de los Experimentos bajo estudio (sección 4). Los valores calculados corresponden a los datos que consideran el uso de la correlación y sin el uso de la misma, con el objetivo de cuantificar la efectividad del uso de la técnica de correlación.

#### 5.3.1 Sección de tubería con agregación de masas

En la Tabla 1 se muestran los índices obtenidos para los experimentos de agregación de masas en una sección de la tubería.

Sin Correlación		Con Correlación	
Error de cuantización de los datos	0.0947	Error de cuantización de los datos	0.0472
Error topográfico	0.0300	Error topográfico	0.0509
Distorsión	0.6985	Distorsión	0.5204
Datos de entrenamiento vacíos	0	Datos de entrenamiento vacíos	0
Clústeres vacíos	2	Clústeres vacíos	28

Tabla 1 Resultados de los índices de calidad de agrupamiento de una SOM en el sección de la tubería agregando masa

De acuerdo con los resultados de la Tabla 1, se observa que la mayor diferencia corresponde al número de clústeres vacíos. Así, para lograr una mejor distribución del mapa (definido por un error de cauntización menor), se requiere un mayor número de clústeres vacíos.

#### 5.3.2 Sección de tubería en el loop de la estructura con agregación de masas

En la Tabla 2 se muestran los índices obtenidos para los experimentos de agregación de masas en el loop.

Sin Correlación		Con Correlación	
Error de cuantización de los datos	0.1393	Error de cuantización de los datos	0.0796
Error topográfico	0.0214	Error topográfico	0.0365
Distorsión	1.4844	Distorsión	0.8118

Datos de entrenamiento vacíos	0	Datos de entrenamiento vacíos	0
Clústeres vacíos	13	Clústeres vacíos	31

**Tabla 2 Resultados de los índices de calidad de agrupamiento de una SOM en el loop de la estructura agregando masa**

De acuerdo con los resultados de la Tabla 2, se evidencia nuevamente que los índices tienen un mejor desempeño para el caso de datos con correlación.

### **5.3.3 Sección de tubería en el loop con fugas**

En la Tabla 3 se presentan los resultados de los índices calculados para los casos de daño tipo fuga en el loop.

Sin Correlación		Con Correlación	
Error de cuantización de los datos	0.1509	Error de cuantización de los datos	0.1930
Error topográfico	0.0444	Error topográfico	0.0222
Distorsión	1.8540	Distorsión	2.2769
Datos de entrenamiento vacíos	0	Datos de entrenamiento vacíos	0
Clústeres vacíos	13	Clústeres vacíos	13

**Tabla 3 Resultados de los índices de calidad de agrupamiento de una SOM en el loop de la estructura con fugas**

De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 3, se observa que la tendencia de los índices es similar a los otros casos de daño, corroborando un mejor desempeño para el caso de correlación.

## 6. CONCLUSIONES

- En el presente trabajo de investigación, se validó experimentalmente una metodología para la clasificación de defectos tipo fuga y agregación de masas en tuberías acero-carbono basada en redes SOM, mostrando su facilidad de uso mediante herramientas visuales.
- Se evidenció que se obtiene una mejor diferenciación de defectos tipo agregación de masas y fugas si la correlación es utilizada como técnica de pre-procesamiento de los registros piezoeléctricos. Dicha verificación fue realizada mediante el uso de índices de agrupamiento que miden la calidad del desempeño de una red SOM, así como utilizando las herramientas de visualización de la red SOM.
- Se estableció una metodología para realizar la comparación experimental de los resultados de las redes SOM, obteniendo porcentajes de error menores al 4% sin el uso de la correlación y menores del 2% usando datos correlacionados.
- Mediante el uso de indicadores basados en los valores máximos tanto de la señal de correlación como la señal piezoeléctrica, es posible identificar datos atípicos evitando resultados de falsas alarmas en el algoritmo de identificación de defectos. Sin embargo, los valores máximos no deben ser usados como características de clasificación y detección de defectos en tuberías, ya que no permiten diferenciar el estado de daño del estado nominal de la tubería.
- Se determinó que la ubicación de los piezoeléctricos de actuación, en el centro o extremo de la sección, modifica los valores de tensión registrados en las señales sensadas en el orden de 1 Voltio y que a su vez estas medidas generan una mayor dispersión en los registros obtenidos, lo que hace que la efectividad del algoritmo de identificación de daños se disminuya.

## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- [1] ALCALA, Carlos y QUIN, JOE. Unified analysis of diagnosis methods for process monitoring. *Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Fault detection, supervision and safety of technical processes*, pp. 1-3, 2009.
- [2] CAMACHO, Jhonatan. Sistema Experto para la Monitorización de Salud Estructural mediante el Reconocimiento de Patrones: Adaptación y Validación Numérica. Tesis de Maestría. Bucaramanga, 2010. 104p.
- [3] CUESTA, Francisco. Analisis del fenomeno de la corrosión en materiales de uso tecnico:Metales. Procedimientos de Protección. 2009. p. 4-10.
- [4] FLOREZ, Javier y ESCOBAR, Ana. Visualización Remota de la Dinamica del Brazo Robotico PUMA a traves de una camara web integrada a una interfaz de control.Trabajo de pregrado para Ingeniero Electronico. Universidad Industrial de Santander 2013.
- [5] GHARIBNEZHAD, F. MUJICA, Luis. y RODELLAR, J. Applying robust variant of Principal Component Analysis as a damage detector in the presence of outliers. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 50, pp. 467-479, 2015.
- [6] GIRALDO, Diego. A structural health monitoring framework for civil structures. Doctoral thesis. Washington Unyversity. Saint Louis, 2006. 153p.
- [7] LECH, Świrski. BULLING, Andrea y DOGSON, Neil. Robust real-time pupil tracking in highly off-axis images. *Proceedings of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications - ETRA*, pp. 173-176, 2012.
- [8] LEYLA, N. MOULIN, E. ASSAD, J. GRONDEL, S. y ZAATAR, Y. Application of piezoelectric transducers in structural health monitoring techniques. *Advances in Piezoelectric Transducers*. ISSN 1996-1994. pp. 87-104, 2011.
- [9] MURAVIN, B. LEZVINSKY, L. The Fundamentals of Structural Health Monitoring by the Acoustic Emission Method *In Proceedings of the 20th International Acoustic Emission Symposium*, pp. 17-19, 2010.

- [10] MUJICA, L.E. RODELLAR, J. FERNÁNDEZ, A. GÜEMES, A. Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures. *Structural Health Monitoring*, vol. 10(5), pp. 539-553, 2010.
- [11] OSTACHOWICZ, Wieslaw. KUDELA, Pawel. KRAWCZUK, Marek y ZAK, Arkadius. Guided Waves in Structures for SHM:The Time-Domain spectral element method. ISBN:978-0-470-97983-9. p. 350.
- [12] PAL-STEFAN Murvay, SILEA Ioan. A survey on gas leak detection and localization techniques. *Loss Prevention in the Process Industries*. vol.25 no.6. p. 966-973. Noviembre 2012.
- [13] QUINTERO, Andrés Felipe. VILLAMIZAR, Rodolfo, Estado del arte en monitorización de salud estructural: Un enfoque basado en agentes inteligentes *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, vol. 20, nº 1, pp. 117-132, Junio 2010.
- [14] THIEN, Andrew. HEATHER, C. CHING, Jeff. WAIT, Jeannette. y PARK, Gyuhae. Piezoelectric active sensing for damage detection in pipeline structures. *In Proc. 23rd Int. Modal Analysis Conf.(Orlando, FL, Feb. 2005)*, pp. 323-36, 2005, February.
- [15] TIBADUZA, Diego. TORRES, Arredondo. MUJICA, Luis. RODELLAR, J. FRITZEN C A study of two unsupervised data driven statistical methodologies for detecting and classifying damages in structural health monitoring,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 41, pp. 467-484, 2013.
- [16] TIBADUZA, Diego Alexander. Desing And Validation Of A Structural Health Monitoring System For Aeronautical Structures. Doctoral thesis. Universitat Politècnica de Catalunya. Barcelona, 2012. 158p.
- [17] TRACY, Michael. CHANG, Fu-Kuo. Identifying impact load in composite plates based on distributed piezoelectric sensor measurements. *Symposium on Smart Structures and Materials*, 1996.
- [18] VILLAMIZAR, Rodolfo. CAMACHO, Jhonatan. RUIZ, Magda. MUJICA, Luis y QUIROGA. Structural Damage Detection Algorithm Based on Principal Component Indexes and Embedded on a Real Time Platform. *EWSHM-7th European Workshop on Structural Health Monitoring*, pp. 1553-1560, 2014.

- [19] YING, Yujie. A data-driven framework for ultrasonic structural health monitoring of pipes. Dissertations. 2012. p92.
- [20] YUAN, Shenfang. XU, Yingdi. y PENG, Ge. New Developments in Structural Health Monitoring Based on Diagnostic Lamb Wave. *J mater science technology*, pp. 490-496, 2005.