

CLASIFICACIÓN DE ESTADOS DE DEFORMACIÓN ELÁSTICA EN TUBERÍAS
METÁLICAS MEDIANTE ALGORITMOS BASADOS EN MODELOS
ESTADÍSTICOS Y TÉCNICAS HEURÍSTICAS

JOHN LEONARDO QUIROGA PINEDA

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE FISICOMECHANICAS
ESCUELA DE INGENIERIAS ELECTRICA, ELECTRONICA Y
TELECOMUNICACIONES
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMANGA
2016

CLASIFICACIÓN DE ESTADOS DE DEFORMACIÓN ELÁSTICA EN TUBERÍAS
METÁLICAS MEDIANTE ALGORITMOS BASADOS EN MODELOS
ESTADÍSTICOS Y TÉCNICAS HEURÍSTICAS

JOHN LEONARDO QUIROGA PINEDA

Trabajo de investigación para optar al título de
Magister en Ingeniería Electrónica

Director

RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA
Dr. Tecnologías de la información

CODIRECTORES

Jhonatan Camacho Navarro
Magister en Ingeniería electrónica
Luis Eduardo Mujica,
Dr. Tecnologías de la información

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE FISICOMECAICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMANGA
2016

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	15
DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA Y MOTIVACIÓN.....	15
1. OBJETIVOS	16
1.1 OBJETIVOS GENERALES.....	16
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	16
2. CONCEPTOS BÁSICOS Y ANTECEDENTES	17
2.1 MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL (MSE)	17
2.2 DEFORMACIONES EN TUBERÍAS METÁLICAS.	18
2.3 PRINCIPALES TECNOLOGÍAS USADAS PARA LA MONITORIZACIÓN DE DEFORMACIONES EN TUBERÍAS.....	19
2.4 PIEZO-DIAGNOSIS.....	20
2.5 ONDAS GUIADAS PARA LA DETECCIÓN DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS.....	21
2.5.1 Efecto de la temperatura sobre las ondas guiadas.....	21
2.5.2 Propagación de ondas en tuberías con fluido	22
2.6 MARCO CONCEPTUAL DE TÉCNICAS COMPUTACIONALES Y ESTADÍSTICAS USADAS EN MSE.....	23
3. METODOLOGÍA PROPUESTA PARA LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS	27
3.1 ADAPTACIÓN DE TÉCNICAS ESTADÍSTICAS PARA LA MONITORIZACIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES VARIABLES DE TEMPERATURA Y FLUJO DE AGUA.....	28
3.1.1 Modelo PCA estadístico del estado de deformación elástica nominal.....	28
3.1.2 Índices T^2 y Q estadísticos.	31
3.1.3 Clasificación de deformaciones elásticas mediante perceptrón multicapa. .	32
3.1.4 Clasificación de deformaciones elásticas mediante Prueba de Hipótesis Estadística.	33
3.2 RESUMEN METODOLOGÍA PROPUESTA.	34
4. DISEÑO DEL EXPERIMENTO.....	38
4.1 TRANSMISIÓN Y ADQUISICIÓN DE DATOS	38
4.2 ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN ELÁSTICA.....	40

4.3 CONFIGURACIÓN DEL EXPERIMENTO PARA VARIACIONES DE TEMPERATURA	42
4.4 CONFIGURACIÓN DEL EXPERIMENTO PARA EMULAR VARIACIONES DE FLUJO DE AGUA.....	43
5. RESULTADOS	44
5.1 DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES DE TEMPERATURA CONSTANTE.....	46
5.2 DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES ANTE VARIACIONES DE TEMPERATURA Y HUMEDAD	50
5.2.1 <i>Monitorización basada en selección de modelo estadístico PCA de una base de datos.....</i>	52
5.2.2 <i>Clasificación mediante red neuronal Perceptrón Multicapa de señales adquiridas ante variaciones de temperatura.....</i>	53
5.2.3 <i>Clasificación mediante Prueba de Hipótesis Estadística de señales adquiridas ante variaciones de temperatura.....</i>	57
5.3 DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES DE FLUJO ESTABLE.	59
6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	68
6.1 CONCLUSIONES.....	68
6.2 TRABAJOS FUTUROS	69
7. REFERENCIAS.....	70
BIBLIOGRAFÍA	74
ANEXOS	78

LISTA DE FIGURAS

<i>FIGURA 1: RELACIÓN ESFUERZO DEFORMACIÓN</i>	18
<i>FIGURA 2: DIAGRAMA DE BLOQUES DE UN PROCESO DE INSPECCIÓN NO DESTRUCTIVA POR ULTRASONIDO.....</i>	20
<i>FIGURA 3: SEÑAL DE ACTUACIÓN Y SEÑAL SENSADA.....</i>	24
<i>FIGURA 4: CORRELACIÓN CRUZADA ENTRE LA SEÑAL SENSADA Y LA SEÑAL DE ACTUACIÓN.....</i>	24
<i>FIGURA 5: ESTRUCTURA DE UNA RED NEURONAL PERCEPTRÓN MULTICAPA CON DOS NEURONAS EN SU CAPA DE ENTRADA, UNA CAPA OCULTA Y 5 NEURONAS EN SU CAPA DE SALIDA.</i>	26
<i>FIGURA 6: METODOLOGÍA PROPUESTA PARA LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS.....</i>	28
<i>FIGURA 7: ESQUEMA GENERAL DEL MODELADO ESTADÍSTICO PCA DEL ESTADO NORMAL DE LA TUBERÍA</i>	31
<i>FIGURA 8: MODELO PCA DE UN CONJUNTO DE DATOS DE 3 DIMENSIONES MOSTRANDO LOS ÍNDICES Q Y T² CALCULADOS PARA 2 OUTLIERS [17].....</i>	32
<i>FIGURA 9: ESQUEMA DE CLASIFICACIÓN DE LOS ESTADOS DE DEFORMACIÓN MEDIANTE UNA RED NEURONAL PERCEPTRÓN MULTICAPA PARA LA CLASIFICACIÓN DE 5 ESTADOS DE DEFORMACIÓN A PARTIR DE LOS ÍNDICES ESTADÍSTICOS T² Y Q ESTADÍSTICO</i>	33
<i>FIGURA 10: ESQUEMA DE CLASIFICACIÓN DE LOS ESTADOS DE DEFORMACIÓN MEDIANTE PRUEBA DE HIPÓTESIS ESTADÍSTICA.....</i>	34
<i>FIGURA 11: ESQUEMA DE LA METODOLOGÍA DE DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS MEDIANTE SELECCIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS DE UNA BASE DE DATOS.....</i>	35
<i>FIGURA 12: A) DESFASE ENTRE LAS ONDAS GUIADAS A DIFERENTES TEMPERATURAS, B) SEÑALES AUTO-CORRELACIONADAS A DIFERENTES TEMPERATURAS</i>	36
<i>FIGURA 13: AUMENTO DEL DESFASE ENTRE LAS SEÑALES DE AUTO-CORRELACIÓN A 28 Y 50°C.....</i>	37
<i>FIGURA 14: ESQUEMA DEL MONTAJE EXPERIMENTAL.....</i>	38
<i>FIGURA 15: CURVAS DE DISPERSIÓN DE UNA ESTRUCTURA CILÍNDRICA [2].....</i>	39
<i>FIGURA 16: SEÑAL DE EXCITACIÓN.....</i>	40
<i>FIGURA 17: DEFORMACIÓN ENTRE EL ACTUADOR Y SENSOR PIEZOELÉCTRICO PARA LOS 5 ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN.....</i>	41
<i>FIGURA 18: ESCENARIO DE PRUEBAS DE DEFORMACIONES PARA DIFERENTES TEMPERATURA.....</i>	43

<i>FIGURA 19: SENSOR DE TEMPERATURA INFRARROJO APUNTANDO A LA SUPERFICIE DE LA TUBERÍA.....</i>	<i>43</i>
<i>FIGURA 20: ESQUEMA DE EXPERIMENTO DETECCIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES DE FLUJO ESTABLE</i>	<i>44</i>
<i>FIGURA 21: MONTAJE EXPERIMENTAL PARA PRODUCIR DEFORMACIONES ELÁSTICAS EN UNA TUBERÍA.....</i>	<i>45</i>
<i>FIGURA 22: VARIABILIDAD DE LA INFORMACIÓN EN FUNCIÓN DEL NÚMERO DE COMPONENTES RETENIDOS.....</i>	<i>45</i>
<i>FIGURA 23: ÍNDICES ESTADÍSTICOS CALCULADOS PARA DEFLEXIONES CADA A) 1MM, B) 2.5MM, C) 5MM Y D) 1CM.</i>	<i>46</i>
<i>FIGURA 24: MONTAJE EXPERIMENTAL DE PRUEBAS DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS CON VARIACIÓN DE TEMPERATURA.....</i>	<i>51</i>
<i>FIGURA 25: EFECTO DE LA DEFORMACIÓN EN ONDAS GUIADAS A TEMPERATURA CONSTANTE.....</i>	<i>52</i>
<i>FIGURA 26: EFECTO DE LA TEMPERATURA EN ONDAS GUIADAS EN UN ESTADO DE DEFORMACIÓN CONSTANTE (SEÑALES NORMALIZADAS).....</i>	<i>52</i>
<i>FIGURA 27: ÍNDICES ESTADÍSTICOS DE LAS SEÑALES SENSADAS A DIFERENTES TEMPERATURAS PARA DEFLEXIONES DE A) 1 CM, B) 2 CM, C) 3 CM, D) 4 CM EN LA TUBERÍA.....</i>	<i>53</i>
<i>FIGURA 28: ÍNDICES ESTADÍSTICO PARA LOS DIFERENTES ESTADOS DE DEFORMACIÓN A 28°C.....</i>	<i>54</i>
<i>FIGURA 29: RESULTADOS DESEMPEÑO CLASIFICADOR POR VALIDACIÓN CRUZADA UTILIZANDO 10 ITERACIONES.....</i>	<i>55</i>
<i>FIGURA 30: ÍNDICES ESTADÍSTICOS DE LAS SEÑALES SENSADAS A PARA CADA ESTADO DE DEFORMACIÓN A DIFERENTES TEMPERATURAS, OBTENIDOS DE UN MODELO PCA EXPANDIDO.....</i>	<i>56</i>
<i>FIGURA 31: DESEMPEÑO CLASIFICADOR MEDIANTE VALIDACIÓN CRUZADA DE 10 ITERACIONES.</i>	<i>56</i>
<i>FIGURA 32: ÍNDICES ESTADÍSTICOS DE LAS SEÑALES SENSADAS A PARA CADA ESTADO DE DEFORMACIÓN A DIFERENTES TEMPERATURAS, OBTENIDOS DE UN MODELO PCA EXPANDIDO.....</i>	<i>56</i>
<i>FIGURA 33: LABORATORIO DE PRUEBAS DEFORMACIONES EN CONDICIONES DE FLUJO ESTABLE.....</i>	<i>60</i>
<i>FIGURA 34: ÍNDICES Q Y T² ESTADÍSTICO A DIFERENTES VELOCIDADES DE FLUJO A) 0.33 M/S, B) 0.25 M/S, C) 0.16 M/S.....</i>	<i>61</i>
<i>FIGURA 35: ÍNDICES ESTADÍSTICOS EN LA MONITORIZACIÓN DE DEFORMACIONES A) SIN APLICAR FILTRO, B) SIN APLICAR PROMEDIO.....</i>	<i>61</i>

*FIGURA 36: VALOR RMS PARA LAS DIFERENTES VELOCIDADES DE FLUJO Y PARA
LOS GRADOS DE DEFORMACIÓN EXTREMOS UTILIZADOS EN LAS PRUEBAS.....66*

LISTA TABLAS

<i>TABLA 1: ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN EN EL CENTRO DE LA TUBERÍA.....</i>	41
<i>TABLA 2: DESEMPEÑO DEL CLASIFICADOR DONDE CADA CLASE CORRESPONDE A PASOS DE DEFORMACIÓN DE 1MM.....</i>	47
<i>TABLA 3: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE LOS 5 ESTADOS DE DEFORMACIÓN DIFERENTES PARA 4 DIFERENTES GRADOS DE DEFLEXIÓN.....</i>	48
<i>TABLA 4: ESTADÍSTICO DE PRUEBA T CALCULADO PARA VALIDAR CLASIFICACIÓN DE DEFLEXIONES DE 1CM.....</i>	49
<i>TABLA 5: ESTADÍSTICO DE PRUEBA T CALCULADO PARA VALIDAR CLASIFICACIÓN DE DEFLEXIONES DE 1 MM.</i>	49
<i>TABLA 6: ESTADÍSTICO DE PRUEBA T CALCULADO PARA VALIDAR CLASIFICACIÓN DE DEFLEXIONES DE 2 MM.</i>	49
<i>TABLA 7: ESTADÍSTICO DE PRUEBA T CALCULADO PARA VALIDAR CLASIFICACIÓN DE DEFLEXIONES DE 5 MM.</i>	50
<i>TABLA 8: TEMPERATURAS Y HUMEDADES RELATIVAS DE LA EXPERIMENTACIÓN.....</i>	51
<i>TABLA 9: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN CLASIFICACIÓN DE DIFERENTES ESTADO DE DEFORMACIÓN CON METODOLOGÍA BASADA EN MODELO PCA EXPANDIDO.....</i>	54
<i>TABLA 10: CLASIFICACIÓN DE DOS MUESTRAS TOMADAS DE 10 EXPERIMENTOS DIFERENTES CON UNA DEFLEXIÓN DE 1 CM (CASO D1) Y COMPARADAS CON CADA UNO DE LOS ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN POR MEDIO DEL ESTADÍSTICO DE PRUEBA.....</i>	57
<i>TABLA 11: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE ESCENARIOS A UNA TEMPERATURA DE 28°C PARA</i>	58
<i>TABLA 12: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LAS CLASIFICACIONES REALIZADAS A 32°C ..</i>	58
<i>TABLA 13: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LAS CLASIFICACIONES REALIZADAS DE LOS ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN A 36°C.....</i>	58
<i>TABLA 14: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LAS CLASIFICACIONES REALIZADAS DE LOS ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN A 42°C.....</i>	59
<i>TABLA 15: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE MUESTRAS TOMADAS EN DIFERENTES ESTADOS DE DEFORMACIÓN PARA UN CAUDAL DE 0.33 M/S.....</i>	62
<i>TABLA 16: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE LOS ESTADOS DE DEFORMACIÓN PARA TRES CAUDALES DIFERENTES.....</i>	62
<i>TABLA 17: ÍNDICE T CALCULADO PARA COMPARAR 2 MUESTRAS ADQUIRIDAS EN 10 EXPERIMENTOS A 1 CM DE DEFLEXIÓN (CASO D1) CON CADA UNO DE LOS ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN CON UN FLUJO DE 0.16 M/S.....</i>	64

<i>TABLA 18: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE ESCENARIOS CON UN FLUJO DE 0.33.....</i>	64
<i>TABLA 19: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE ESCENARIOS CON UN FLUJO DE 0.24.....</i>	64
<i>TABLA 20: PORCENTAJE DE ACIERTOS EN LA CLASIFICACIÓN DE ESCENARIOS CON UN FLUJO DE 0.16 M/S.....</i>	66

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A. PERTURBACIONES DE LA ONDA GUIADA	78
ANEXO B. OTRAS ESTRATEGIAS PARA LA DETECCIÓN Y CLASIFICACION DE DEFORMACIONES.....	89

RESUMEN

TITULO:

CLASIFICACIÓN DE ESTADOS DE DEFORMACIÓN ELÁSTICA EN TUBERÍAS METÁLICAS MEDIANTE ALGORITMOS BASADOS EN MODELOS ESTADÍSTICOS Y TÉCNICAS HEURÍSTICAS ¹

AUTOR: JOHN LEONARDO QUIROGA PINEDA ^{**}

PALABRAS CLAVE:

Monitorización de salud estructural, Análisis de Componentes Principales, Reconocimiento de patrones.

DESCRIPCIÓN:

Este trabajo describe los resultados de la adaptación de una metodología para la detección y clasificación de diferentes estados de deformación elástica en tuberías metálicas usando ondas guiadas, el principio de piezo-diagnosis y algoritmos estadísticos. La metodología consiste en transmitir y sensar un conjunto de ondas guiadas en una tubería a nivel de laboratorio para obtener el comportamiento estadístico en su estado nominal y en otros estados de deformación elástica. Los diferentes grados de deformación son emulados variando la carga aplicada por uno de los soportes de la tubería. Las señales transmitidas y sensadas son analizadas y procesadas por algoritmos basados en correlación de señales, Análisis de Componentes Principales y Prueba de Hipótesis con el propósito de detectar y clasificar diferentes grados de deformación. La metodología se validó experimentalmente variando temperatura del ambiente y la velocidad del flujo de agua dentro de la tubería, comprobándose su efectividad en la detección y clasificación de estados de deformación.

Actualmente los sistemas de inspección en tuberías utilizados por las empresas son capaces de detectar, cuantificar y localizar diferentes tipos de fallas de manera eficiente. Sin embargo, estos sistemas de inspección no trabajan de forma continua debido a los altos costos de operación. Este factor no presenta problemas cuando se requiere detectar fallas que aparecen de forma gradual como por ejemplo la corrosión, que tarda meses en manifestarse y no requiere una agenda de inspección continua. No obstante, existen otro tipo de fallas que se pueden presentar de forma repentina las cuales pueden provocar consecuencias económicas, ecológicas o trágicas

¹ Proyecto de Investigación

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

ABSTRACT

TITLE:

DEFORMATION STATES CLASSIFICATION IN METAL PIPES BY USING STATISTICAL AND HEURISTIC BASED MODELS ALGORITHMS ²

AUTHORS:

JOHN LEONARDO QUIROGA PINEDA**

KEYWORD:

Structural Health Monitoring, Principal Component Analysis, Pattern Recognition.

DESCRIPTION:

This work presents the main results of using an adapted methodology for detecting and classifying different elastic deformation states in steel pipes by means of guided waves, piezoelectric transducers and statistical algorithms. It consists of transmitting and sensing a set of guided waves through a pipe in order to obtain a statistical behavior of the nominal state and other degrees of deformation. These degrees are emulated by varying the applied load at one of the pipe supports. The transmitted/sensed signals are analyzed and processed by algorithms based on Signals Correlation, Principal Component Analysis and Hypothesis Testing in order to detect and classify different states of elastic deformation. The methodology was experimentally validated, while temperature and water flow velocity varied within the pipe, where it was demonstrated its capacity to detect and classify deformation states.

Currently the systems of inspection in pipes used by companies are able to detect, quantify and locate different types of failures efficiently. However, these inspection systems do not work continuously due to the high operating costs. This factor presents no problems when it is necessary to detect faults that appear gradually such as corrosion, which takes months to manifest and does not require a continuous inspection schedule. However, there are other types of failures that can occur suddenly which can cause economic, ecological or tragic consequences.

² Research Project

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

INTRODUCCIÓN

DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA Y MOTIVACIÓN

Actualmente los sistemas de inspección en tuberías utilizados por las empresas son capaces de detectar, cuantificar y localizar diferentes tipos de fallas de manera eficiente. Sin embargo, estos sistemas de inspección no trabajan de forma continua debido a los altos costos de operación. Este factor no presenta problemas cuando se requiere detectar fallas que aparecen de forma gradual como por ejemplo la corrosión, que tarda meses en manifestarse y no requiere una agenda de inspección continua. No obstante, existen otro tipo de fallas que se pueden presentar de forma repentina las cuales pueden provocar consecuencias económicas, ecológicas o trágicas

Entre las anomalías que se presentan de forma repentina en las tuberías están las deformaciones elásticas, que son causadas por movimientos sísmicos o por cargas externas que entran en contacto con la estructura. Aunque la deformación elástica no representa una falla en la tubería, si pueden significar la aparición de una posible falla en el futuro, ya que estos pueden evolucionar para convertirse en deformaciones plásticas e incluso llegar al punto de ruptura del material.

La metodología de monitorización que se propone está basada en el principio de piezo-diagnóstico ya que esta es una tecnología económica, no intrusiva y permite realizar monitorización de forma continua. Aunque ya existen técnicas de inspección que utilizan transductores piezoeléctricos, estos requieren de un arreglo geométrico y de un diseño especial para generar únicamente los modos de propagación torsionales que son los que se usan en inspección de fallas. Los otros modos de propagación de ondas no se utilizan en inspección ya que estos son afectados por condiciones operacionales, como el flujo de dentro de la tubería

Debido a que estos sensores generan una gran cantidad de datos que generalmente están contaminados por ruido, se propone el uso de Análisis de Componentes Principales como técnica que sirve para reducir la información reteniendo aquella que es relevante y descartando lo que es redundante con un bajo costo computacional. De esta forma, no es necesario utilizar los transductores con un arreglo geométrico especial, ya que el Análisis de Componentes Principales permite extraer la información relacionada con la deformación elástica, rechazando información producida por el flujo dentro de la tubería u otras fuentes de ruido.

1. OBJETIVOS

1.1 OBJETIVOS GENERALES

Detectar y clasificar deformaciones elásticas en tuberías metálicas usando el principio de *piezo-diagnosis*

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Detectar deformaciones en estructuras del tipo tubería, a partir de la adaptación de técnicas estadísticas basadas en análisis de componentes principales
- Clasificar diferentes grados de deformación elástica en tuberías a partir de técnicas de clasificación heurísticas.
- Integrar los niveles de monitorización logrados mediante las técnicas estadísticas y heurísticas utilizadas
- Validar experimentalmente la metodología en sus diferentes niveles de monitorización, a partir de un prototipo de tubería a nivel de laboratorio y ante variaciones ambientales de temperatura y humedad.

2. CONCEPTOS BÁSICOS Y ANTECEDENTES

2.1 MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL (MSE)

La monitorización de salud estructural (SHM, *Structural Health Monitoring*) cumple el propósito de dar, durante el tiempo de vida de la estructura, un diagnóstico del “estado” de los materiales que lo constituyen, de sus diferentes partes y del ensamblaje que integra la estructura como un todo [1]. La descripción de este estado se puede dividir según [3] en cinco diferentes niveles:

- Detección: el sistema establece si existe o no un daño en la estructura
- Cuantificación: el sistema identifica el tamaño del daño
- Localización: en que parte de la estructura se encuentra el daño
- Clasificación: qué tipo de daño hay en la estructura
- Prognosis: el sistema de monitorización predice el tiempo de vida útil que le queda a la estructura.

La monitorización de salud estructural es un campo de estudio que guarda relación con las Pruebas No Destructivas (NDT, *Non Destructive Testing*) pero que tienen diferencias entre sí. La Monitorización de Salud Estructural considera el cambio del estado de la estructura a través del tiempo [1] y por esta razón el sistema de sensado permanece adherido a la estructura para monitorizar de forma constante. Por medio de modelos matemáticos basados en registros almacenados durante la historia de la estructura se pueden realizar comparaciones con las mediciones realizadas en el presente e incluso, se pueden realizar predicciones acerca del estado futuro de la estructura. En las Pruebas No Destructivas, la inspección solo considera el estado presente de la estructura [2] y son inspecciones que siempre se realizan in situ.

Este trabajo presenta un aporte al SHM explorando dos nuevos enfoques: primero, si se detecta una deformación elástica en la tubería se pueden aplicar las correcciones necesarias y se evita la aparición de daños futuros en la tubería, esto significa que se puede predecir y evitar la posible aparición de daños en la tubería provocados por las deformaciones elásticas. Segundo, la adaptación de la técnica Análisis de Componentes Principales, para identificar cambios de niveles de deformación en tuberías.

El valor de este trabajo se fundamenta en los enfoques mencionados anteriormente y en la necesidad de monitorizar de forma continua y económica la gran cantidad de redes de tuberías existentes para prevenir la aparición de daños. Las

deformaciones se convierten en daños irreversibles en la tubería cuando estas superan el punto de ruptura elástico, las que pueden ser provocadas por varios factores como: movimientos geológicos que mueven las bases que sostienen la tubería, cambios fuertes de temperatura que provocan deformación térmica del material o esfuerzos producidos por agentes externos provocados por el hombre.

2.2 DEFORMACIONES EN TUBERÍAS METÁLICAS.

Las deformaciones elásticas en estructuras metálicas pueden reducir la vida útil de estas, ya que el grado de deformación puede deberse a esfuerzos que no se consideran normales en el diseño de la estructura. Un esfuerzo externo anormal puede debilitar la estructura llevando el material al estado de deformación plástica e incluso a la ruptura, donde la estructura ya no es apta ni confiable para funcionar.

Las deformaciones elásticas en estructuras pueden tener diferentes causas: i) grandes variaciones de temperatura en el ambiente hacen que el material se expanda en función de su coeficiente de expansión térmica, ii) movimientos sísmicos que desplacen los soportes de la estructura producen esfuerzos en la estructura y iii) cargas externas o sobrepresiones debidas a objetos pesados que entran en contacto con la estructura.

La relación entre el esfuerzo y la deformación en la región elástica de un material se define mediante la ley de Hooke:

$$\sigma = E\varepsilon \quad (2.1)$$

donde σ es el esfuerzo, E es el módulo de Young y ε es la deformación por unidad de longitud.

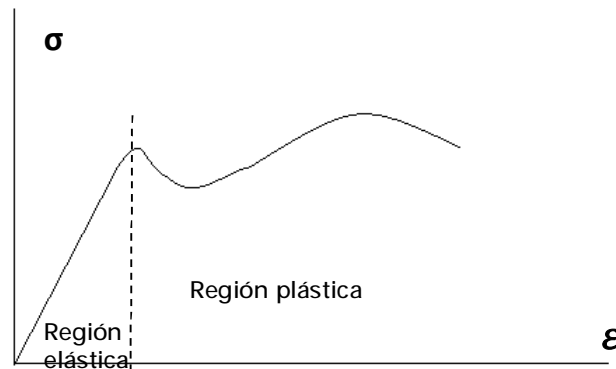


Figura 1: Relación esfuerzo deformación

Un estado del arte acerca de detección de deformaciones en tuberías se muestra en la siguiente sección.

2.3 PRINCIPALES TECNOLOGÍAS USADAS PARA LA MONITORIZACIÓN DE DEFORMACIONES EN TUBERÍAS

Algunas de las tecnologías más utilizadas para la monitorización de deformaciones en tuberías son las siguientes:

Fibra óptica

Existen tres modalidades de sensado por medio de fibra óptica: los basados en cambios de intensidad de luz, basados en interferometría (cambios de longitud de onda de las ondas de luz), y los basados en FBG (fiber bragg gratings). [4], [5].

Por medio de los sensores basados en fibra óptica ha sido posible localizar y tener la forma 3D de las deformaciones presentes en tuberías. En [6] se describe un método para la detección de daños usando sensores FBG. Los datos de las ondas de luz tomados de los sensores son recogidos por un demodulador para así tener información de cada punto de la estructura. Con esto se reconstruye la forma en 3D de la tubería usando el método de ajuste de espacio de curva. En [7] se usan también sensores de fibra óptica para realizar una reconstrucción en 3D de la estructura. El método se basa en geometría diferencial y en sistemas de medida cuasi-distribuidos.

Sensores magnéticos.

Las técnicas de inspección magnéticas muestran buen desempeño para monitorizar y asegurar la integridad de las tuberías. Una de las técnicas de sensado magnético se conoce como *Magnetic Flux Leakage* (MFL) [8] que detectan anomalías por medio de imanes permanentes que magnetizan la pared de la tubería. Los sensores que se mueven junto con los imanes detectan las variaciones de las señales magnéticas causadas por anomalías en la pared de la tubería tales como corrosión interna o externa, abolladuras, deformaciones, grietas, etc. Otra tecnología de sensado magnético es conocida como SQUID (Superconducting Quantun Interfering Device) [9]. Estos son magnetómetros muy sensibles usados para medir campos magnéticos muy pequeños ya que se basan en lazos de superconducción en uniones Josephson.

Algunos trabajos relevantes para la detección de deformaciones por medio de sensado magnético son los siguientes: En [10] se usa la tecnología SQUID para detectar deformaciones haciendo uso de técnicas estadísticas para cuantificar el grado de deformación acumulado en un espécimen de acero carbono. En [11] se usa el sistema MFL para detectar deformaciones y fatiga además de sensores de efecto hall basados en GaAs para conocer la cantidad de deformación plástica presente. En [12] se usa sensado magnético para detectar esfuerzos y deformación plástica en tuberías usando métodos armónicos no lineales (NHL). Ya que el campo de esfuerzo se extiende significativamente más allá de la región de deformación, NHL también puede detectar el daño sin escanear directamente la región deformada.

Microondas.

Las microondas son un tipo de radiación electromagnética con una longitud de onda dentro de un rango de un metro y un milímetro, o frecuencias equivalentes entre 300MHz y 300GHz. Esta tecnología es principalmente usada en comunicaciones, radar, astronomía, aplicaciones de calentamiento, espectroscopia, etc [13]. Esta tecnología no es ampliamente usada como algunas otras, pero se han realizado algunos trabajos de investigación como sigue: En [14] se propone un método donde la existencia de deformaciones son determinadas por la propagación de ondas electromagnéticas. El método se desarrolló con experimentos numéricos para estimar el modo de propagación en una onda circular y detectar una deformación por la fluctuación en el coeficiente de reflexión.

2.4 PIEZO-DIAGNOSIS

En muchas aplicaciones de inspección no destructiva y monitorización de estructuras se emplean las ondas ultrasónicas de alta frecuencia y es común usar transductores piezoeléctricos para generarlas y sensarlas. La propagación de estas ondas elásticas pulsadas puede proveer información acerca de la estructura interna del medio, gracias al análisis de las reflexiones, dispersión y atenuación en las discontinuidades mecánicas encontradas a lo largo del camino ultrasónico. En la figura 2 se muestra un diagrama de bloques de un proceso de inspección que incluye uno más transductores piezoeléctricos, dependiendo del número de canales piezoeléctricos involucrados [16].

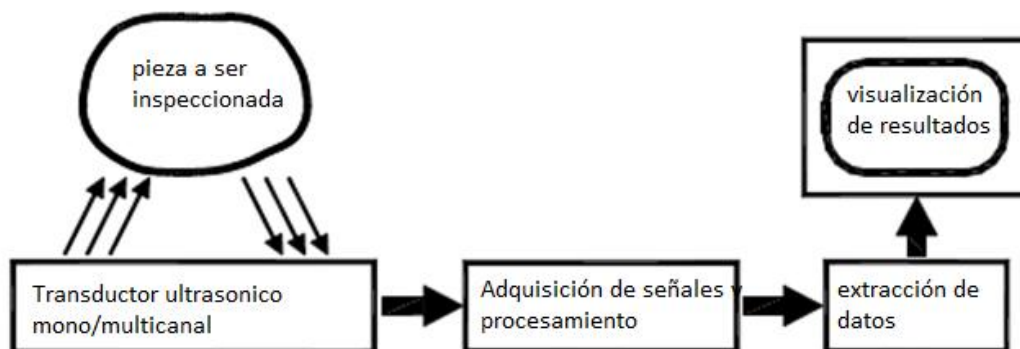


Figura 2: Diagrama de bloques de un proceso de inspección no destructiva por ultrasonido.

Fuente: Adaptada de: Ramos A. Sarmiento J. Piezoelectric Transducers and Applications, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2008

La *piezodagnosis* ha sido ampliamente usada en la detección de daños de varios tipos de estructuras incluyendo vigas, láminas y tuberías, gracias a las propiedades de actuación y sensado que tienen los materiales piezoeléctricos [17] entre ellos el

PZT (Zirconato Titano Plomo), que es una cerámica piezoeléctrica utilizada en Monitorización de salud estructural. En [18] se observa como los sensores piezoeléctricos son más consistentes y confiables que las convencionales galgas extensiométricas para la determinación de la localización de daños en vigas. En [28] se muestra el comportamiento de propagación de ondas por medio de piezoeléctricos en estructuras laminares usando los modelos de Kirchhoff y Mindlin. Este estudio muestra cómo se relaciona la velocidad de fase con el espesor del piezoeléctrico, además de como varían estas velocidades al comparar la respuesta de un PZT con un *piezo-film*. En [29] se estudia la sensibilidad de la técnica wavelet en la detección de grietas en estructuras tipo viga, logrando determinar la longitud, ancho, orientación, profundidad y condiciones de frontera de la grieta. En [30] se propone una metodología para detectar y localizar daños en tubos cilíndricos homogéneos por medio de la propagación de ondas *lamb* con transductores piezoeléctricos.

2.5 ONDAS GUIADAS PARA LA DETECCION DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS.

La deformación elástica causada por un esfuerzo mecánico en tuberías puede ser monitoreada a través de la observación de las variaciones en la propagación de las ondas guiadas [19], [20], [21]. Tres efectos principales son esperados en la onda guiada ante cambios de deformación:

- La deformación elástica cambia la trayectoria de la onda guiada, lo que implica un aumento o disminución de la distancia entre el actuador y el sensor, produciendo que el tiempo de llegada y la energía de la onda cambie al llegar al sensor.
- Debido al efecto de acustoelasticidad, el esfuerzo aplicado provoca un cambio en la velocidad de la onda afectando el tiempo de llegada de la onda al sensor [31],[22] .
- La deformación transferida de la estructura al transductor piezoeléctrico provoca un cambio en la impedancia electromecánica del transductor, lo cual implica una variación en la amplitud de la señal sensada [23].

2.5.1 Efecto de la temperatura sobre las ondas guiadas

Las ondas guiadas se caracterizan por ser multi-modales y dispersivas [24],[25], lo que complica la tarea de extraer información acerca del daño a partir de las señales recibidas. Que las ondas guiadas sean multimodales significa que cuando se excita la estructura con una señal con un rango de frecuencias determinadas, se activan diferentes modos de onda a diferentes velocidades de propagación. Que la onda sea dispersiva significa que para el mismo modo de onda, la velocidad varía con la frecuencia [2].

Debido a esta complejidad, se suelen almacenar modelos base para compararlos con la información estadística recurrente de la estructura. Sin embargo, las ondas guiadas son sensibles a los cambios de temperatura. Estos cambios de temperatura afectan las propiedades mecánicas del material en que las ondas guiadas se propagan, produciendo cambios en las señales recibidas por los sensores. Este efecto complica el análisis y enmascara la información relacionada con la deformación [26].

Son dos los efectos esperados por la temperatura sobre la onda guiada. El primer efecto es el cambio en la distancia de propagación entre el actuador y el sensor debido a la deformación térmica del material [27]. La relación entre la deformación lineal del material y la temperatura viene dada por la ecuación:

$$L_f = L_i(1 + \alpha * \Delta T) \quad (9.1)$$

donde L_f y L_i son las longitudes final e inicial del material, ΔT es el cambio de temperatura y α es el coeficiente de expansión térmica, que para el acero carbono, que es el material de la estructura que se está estudiando, es de $10.8 * 10^{-6} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$.

El segundo efecto es el cambio de velocidad en la onda guiada. Wilcox et al [35] expresan la relación entre el tiempo de llegada de la onda y el cambio de temperatura en el material en función de la velocidad de la onda y la distancia recorrida:

$$\Delta t = \frac{d}{v} \left(\alpha - \frac{k}{v} \right) \Delta T \quad (9.2)$$

donde t es el tiempo de llegada de la onda, d es la distancia recorrida por la onda, v es la velocidad de la onda y $k = \Delta v / \Delta T$. Ambos efectos resultan en un cambio en el tiempo de llegada de la onda al sensor lo cual significa un desfase entre las ondas sensadas a diferentes temperaturas.

2.5.2 Propagación de ondas en tuberías con fluido

En técnicas de inspección No Destructivas y Monitorización de Salud Estructural en redes de tuberías, generalmente se usan sistemas de inspección y monitorización ultrasónicos diseñados para que la onda se propague solamente a través de modos torsionales [37], [38]. Estos a diferencia de los modos longitudinales y flexurales, no son afectados por el flujo del producto dentro de la tubería, haciendo la tarea de inspección o monitorización menos compleja. Sin embargo, en la literatura se ha reportado trabajos donde se analiza el efecto del fluido en las ondas longitudinales. En [39] se muestra que la pérdida de energía del primer modo longitudinal durante la propagación es sensible al líquido que se está transportando. En [40] se muestra como a través de los modos longitudinales de la onda guiada se puede extraer la información acerca de la velocidad longitudinal y viscosidad del fluido.

2.6 MARCO CONCEPTUAL DE TÉCNICAS COMPUTACIONALES Y ESTADÍSTICAS USADAS EN MSE

Correlación de señales

La correlación cruzada es una operación matemática que representa una medida de la similitud entre dos señales, de tal forma que se pueda extraer información acerca de las diferencias o similitudes de una señal al ser comparada con otra. A partir de las características extraídas de la correlación cruzada es posible detectar anomalías o variaciones en las señales con respecto a una señal de referencia [33], [34].

La señal resultante de la correlación cruzada entre la señal de actuación y la señal sensada en un escenario en particular, permite extraer información acerca de anomalías propias de dicho escenario. Por esta razón, se aplica esta operación matemática en cada una de las señales adquiridas por medio de la ecuación 2.2:

$$\begin{aligned} & r_{xy}(t)_{biased} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N x(n)y^*(n-t) \end{aligned} \quad (2.2)$$

donde x es la señal de actuación, y^* es el conjugado de las señales de cada uno de los escenarios y N es el número de muestras que tienen las señales. Como cada señal tiene N muestras, la correlación cruzada resultante r_{xy} tendrá $(2N - 1)$ muestras. Las señales de actuación, sensado y la señal correlacionada se muestran en las figuras 3 y 4.

Cada una de las señales r_{xy} obtenidas de la correlación cruzada se organiza en filas dentro de una matriz \mathbf{X} .

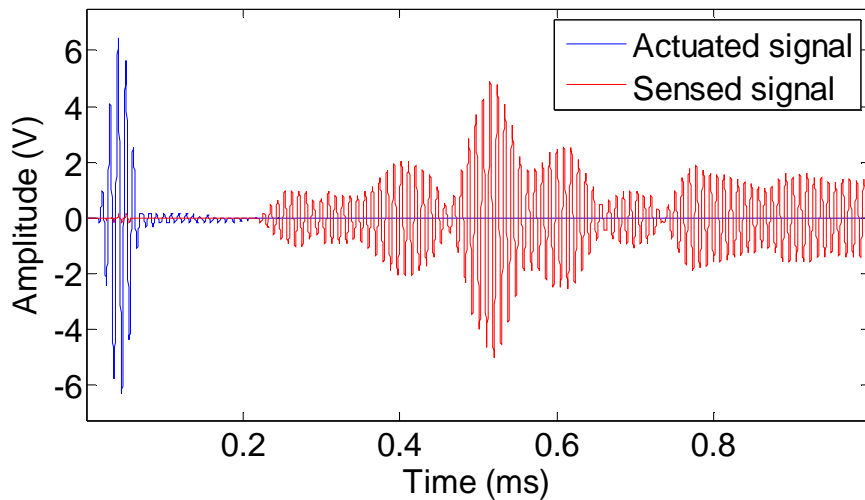


Figura 3: Señal de actuación y señal sensada

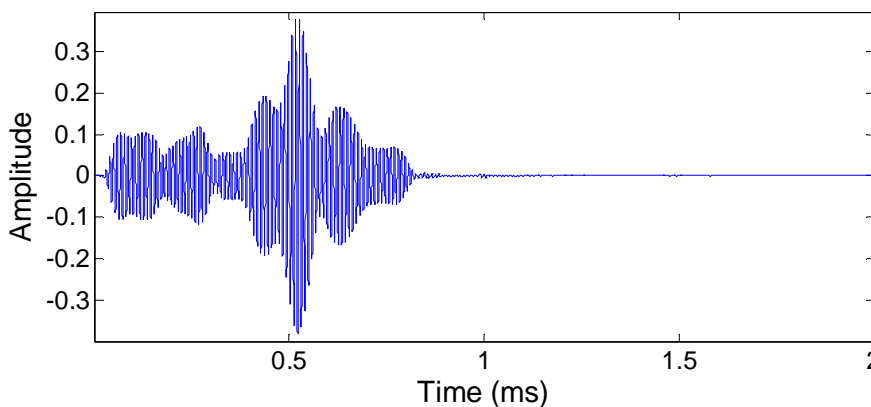


Figura 4: Correlación cruzada entre la señal sensada y la señal de actuación

Análisis de Componentes Principales (PCA)

PCA es una técnica estadística usada en varias aplicaciones entre las que se encuentra *Structural Health Monitoring* [17]. El propósito de PCA es reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos de tal forma que se pueda discernir la información relevante de aquella que es irrelevante y redundante. Esto se logra re-expresando los datos en un nuevo sistema de coordenadas, donde los ejes se alinean en la dirección en la que hay máxima variabilidad de los datos y mínima redundancia.

Esta técnica ha mostrado resultados exitosos cuando las señales registradas por los transductores piezoeléctricos son procesadas para obtener información estadística confiable acerca de la condición estructural. En [17] se propone una metodología para detectar y distinguir daños estructurales aplicando PCA y los índices Q y T^2 -estadístico a los datos registrados.

La metodología propuesta se divide en dos partes: la primera parte consiste en crear un modelo estadístico que represente el comportamiento de las ondas guiadas cuando la tubería está en su estado normal. Este modelo estadístico constituye el estado nominal con el que se van a comparar datos registrados en el futuro. La segunda parte consiste en proyectar los datos provenientes de la tubería cuando esta se encuentra en un estado desconocido de deformación.

Red neuronal Perceptrón Multicapa (PMC)

Con el propósito de lograr clasificar las señales adquiridas de un escenario de deformación desconocido se utilizó una red neuronal Perceptrón Multicapa. Este es una técnica modelada a partir del cerebro humano y consiste en un número de redes neuronales artificiales. Estas redes neuronales son utilizadas para imitar actividades del cerebro humano y es capaz de aprender de experiencias del pasado y procesar datos no lineales, ruidosos e imprecisos, a través de simulaciones, memorización y correlación [43]. Las neuronas tienen asociados unos pesos y umbrales en sus interconexiones con otras neuronas y una función de activación.

El aprendizaje de estas redes neuronales se denomina *Back Propagation* y se dividen en dos fases: En la primera fase se aplica un patrón de entrada como un estímulo que se propaga desde la primera capa, a través de todas las capas hasta generar una salida. La salida se compara con la salida deseada y se calcula el error para cada una de las neuronas de salida. En la segunda fase, el error se propaga hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las capas ocultas ajustando los pesos de las neuronas en cada capa. El error es calculado recursivamente hasta que el criterio del error seleccionado ha sido satisfecho.

La estructura de una red neuronal Perceptrón Multicapa se muestra en la figura 5.

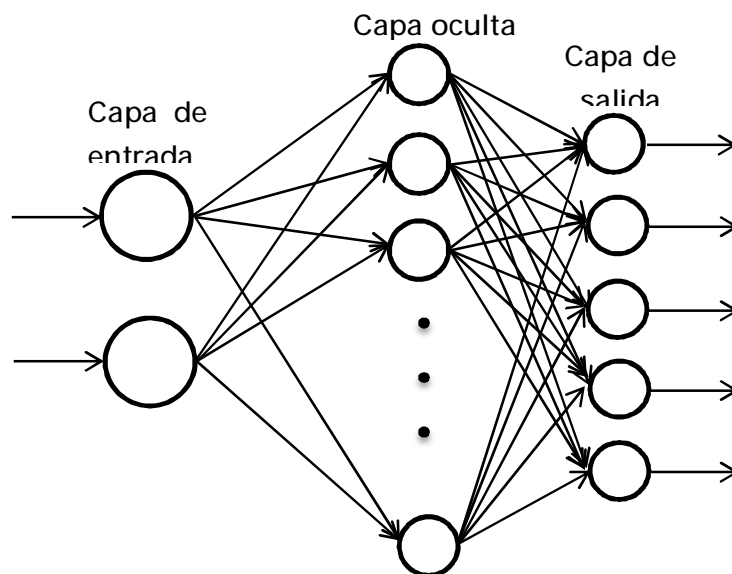


Figura 5: Estructura de una red neuronal Perceptrón Multicapa con dos neuronas en su capa de entrada, una capa oculta y 5 neuronas en su capa de salida.

Prueba de Hipótesis Estadística (PHE)

Con el propósito de lograr clasificar las señales adquiridas de un escenario de deformación desconocido se utilizó el método t Welch. El método t welch es un test estadístico que sirve para probar la hipótesis de que dos poblaciones tienen la misma media y de esta forma establecer si las dos poblaciones son similares. Este método asume que la distribución de las poblaciones es normal, por tanto se debe comprobar previamente que las poblaciones que se comparan presentan una distribución de datos normal. Esta prueba ya ha sido utilizada con éxito para clasificar si una estructura tenía daño o no [36].

Si μ_1 y μ_2 representan las medias de dos poblaciones de interés y se define que $\delta = \mu_1 - \mu_2$ entonces, la hipótesis nula para comparar las dos medias es:

$$H_0: \delta = 0 \quad (2.16)$$

y la hipótesis alternativa se define como:

$$H_1: \delta \neq 0 \quad (2.17)$$

La hipótesis nula es verdadera cuando el índice t Welch estadístico mostrado en la ecuación 2.18 es igual a cero o es menor que un umbral definido según el criterio de quien evalúa la hipótesis.

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}} \quad (2.18)$$

donde \bar{X}_1 y \bar{X}_2 son las medias de las muestras, s_1^2 y s_2^2 son las varianzas de las poblaciones y N_1 y N_2 son los tamaños de las muestras.

3. METODOLOGÍA PROPUESTA PARA LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES ELÁSTICAS

La metodología que se propone en este trabajo es adaptación de una metodología de monitorización trabajada en el grupo de investigación CEMOS de la Universidad Industrial de Santander.

A continuación se presenta el desarrollo de la solución propuesta en este trabajo de investigación con el objetivo de detectar y clasificar entre diferentes estados de deformación. La metodología propuesta se realiza sobre un montaje experimental en el cual se pueden emular diferentes estados de deformación con condiciones variables de temperatura, humedad y velocidad de flujo de agua. Las señales son transmitidas en la tubería a través de un par de transductores piezoeléctricos conectados en configuración *pitch-catch*, es decir, un actuador y un sensor.

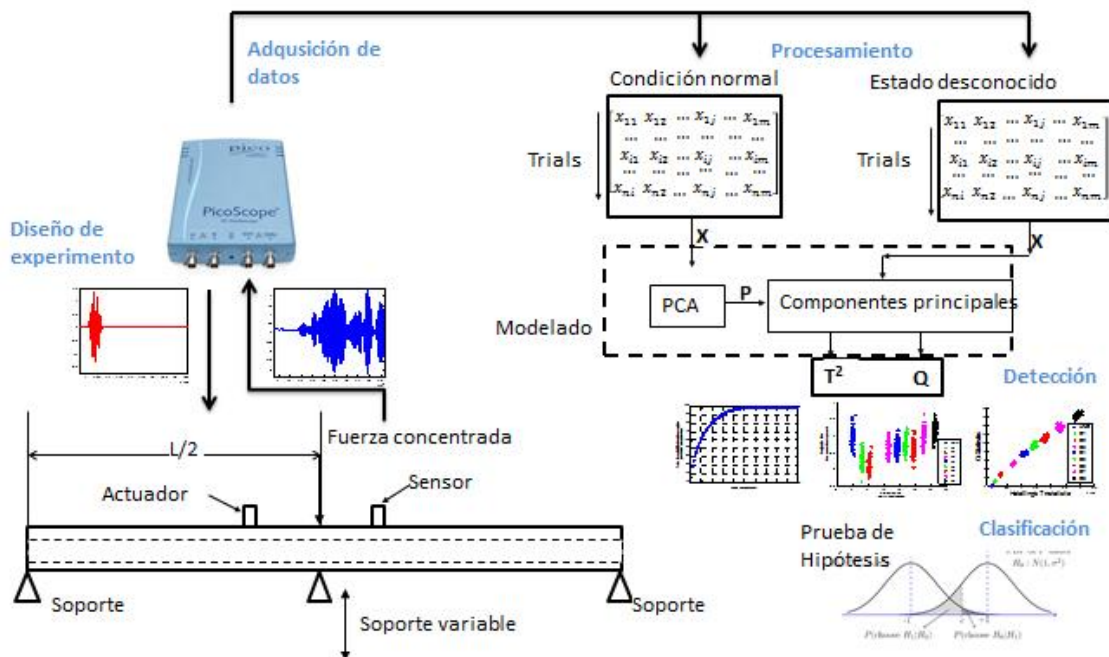


Figura 6: Metodología propuesta para la detección y clasificación de deformaciones elásticas

La metodología propuesta consta de dos etapas:

- Creación del modelo estadístico del estado nominal de la tubería. En esta etapa, se crea un modelo estadístico de la tubería en su estado de deformación elástica nominal, por medio de correlación de señales y PCA. A partir de este modelo PCA se proyectan las señales provenientes del estado nominal y otros estados de deformación elástica diferentes al nominal para obtener los índices estadísticos Q y T^2 . Por medio de estos índices estadísticos, se realiza la clasificación de los diferentes estados de deformación. En este trabajo se usan dos alternativas de clasificación. Una red neuronal Perceptrón Multicapa y Prueba de hipótesis estadística.
- Diagnóstico del estado de deformación elástica en la tubería. En esta etapa, se proyectan las señales adquiridas de un estado de deformación cualquiera de la tubería, sobre el modelo estadístico PCA ya creado en la primera etapa. De la proyección sobre el modelo estadístico se calculan los índices estadísticos T^2 y Q , los cuales mediante una red neuronal ya entrenada, se podrán clasificar dentro de un estado de deformación.

3.1 ADAPTACIÓN DE TECNICAS ESTADISTICAS PARA LA MONITORIZACIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES VARIABLES DE TEMPERATURA Y FLUJO DE AGUA.

3.1.1 Modelo PCA estadístico del estado de deformación elástica nominal.

En Monitorización de Salud Estructural se usa un modelo estadístico base que representa el estado de nominal de la estructura. El modelo estadístico base se puede comparar con el estado actual de la estructura, para monitorizar la aparición de anomalías en esta. En este trabajo se utiliza Análisis de Componentes Principales (PCA) para obtener el modelo estadístico del estado de deformación nominal de la tubería.

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

- I. Se recolectan las señales adquiridas de la tubería en su estado nominal para formar una matriz X_i . En esta matriz cada fila representa las señales adquiridas y cada columna, las muestras de las señales.
- II. Cada una de las señales de la matriz X_i se correlaciona por medio de la ecuación 2.2 con las señales de actuación para formar la matriz X que contiene señales de correlación.
- III. Cada columna de la matriz X es escalada de tal forma que tenga una

media igual a cero y una varianza unitaria. El método de escalado se denomina *group scaling* [36] y es como se muestra en las ecuaciones 3.1, 3.2 y 3.3.

$$u_{vj} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (3.1)$$

$$\sigma_{vj}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - u_{vj})^2 \quad (3.2)$$

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - u_{vj}}{\sigma_{vj}} \quad (3.3)$$

donde u_{vj} es la media y σ_{vj}^2 es la varianza de cada columna en la matriz \mathbf{X} . Cada elemento de la matriz \mathbf{X} es escalado usando la ecuación 3.3.

- IV. Dada la matriz \mathbf{X} previamente escalada, se calcula la matriz de covarianza como se muestra en la ecuación 3.4. Por comodidad, a la matriz escalada se le llama nuevamente \mathbf{X} .

$$\mathbf{C}_x = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (3.4)$$

donde los elementos de la diagonal principal de \mathbf{C}_x son las varianzas de cada variable, y los demás elementos corresponden a las covarianzas entre todas los posibles pares de variables. La matriz de covarianzas mide el grado de linealidad entre cada par de variables.

- V. A partir de la matriz de covarianzas se hallan sus vectores propios y valores propios de tal forma que se cumpla la ecuación 3.5

$$\mathbf{C}_x \mathbf{P} = \mathbf{P} \Lambda \quad (3.5)$$

donde cada una de las columnas de \mathbf{P} son los vectores propios de \mathbf{C}_x y Λ es una matriz donde los elementos de su diagonal principal son los valores propios de \mathbf{C}_x . Los vectores propios representan las componentes o el nuevo sistema de coordenadas y los valores propios representan la variabilidad de cada vector propio. Los vectores propios se organizan de tal forma que el primer vector es la que retiene la mayor variabilidad de los datos, mientras

que el último vector es la que retiene la menor variabilidad de los datos.

- VI. Al proyectar los datos originales \mathbf{X} sobre las componentes calculadas \mathbf{P} se obtienen los datos re-expresados en términos de los componentes (*scores*) \mathbf{T} , tal como se muestra en la ecuación 3.6 y 3.7.

$$\begin{matrix} & (t_1|t_2|\dots|t_j|\dots|t_m) \\ = & \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{im} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{ni} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} x(p_1|p_2|\dots|p_j|\dots|p_m) \end{matrix} \quad (3.6)$$

$$t_j = Xp_j \quad (3.7)$$

- VII. Los vectores propios en la matriz \mathbf{P} se organizan por orden de tal forma que los que retienen mayor variabilidad o información de los datos están de primero. De esta forma, es posible reducir la dimensionalidad del conjunto de datos \mathbf{X} reduciendo el número de componentes o vectores de \mathbf{P} . Las columnas de la matriz \mathbf{P} se representan mediante 3.8

$$P = (p_1|p_2|\dots|p_r) \quad (3.8)$$

donde r es mucho menor que n y los r vectores retenidos representan las componentes principales.

Una vez que se trabaja con solo las componentes principales, se pueden obtener los *scores* \mathbf{T} siguiendo la ecuación 3.9

$$\mathbf{T} = \mathbf{XP} \quad (3.9)$$

Sin embargo, con este \mathbf{T} y \mathbf{P} reducidos no es posible recobrar completamente a \mathbf{X} . Al proyectar este \mathbf{T} sobre la matriz original m -dimensional \mathbf{P} , se obtiene la matriz $\hat{\mathbf{X}}$

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{TP}^T \quad (3.10)$$

Por manipulación de la ecuación 3.10 se obtiene que \mathbf{X} se puede descomponer en:

$$\mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}} + \tilde{\mathbf{X}} \quad (3.11)$$

donde $\tilde{\mathbf{X}}$ es la componente residual de los datos originales \mathbf{X}

Los pasos anteriormente mencionados se sintetizan en el esquema de la figura 7

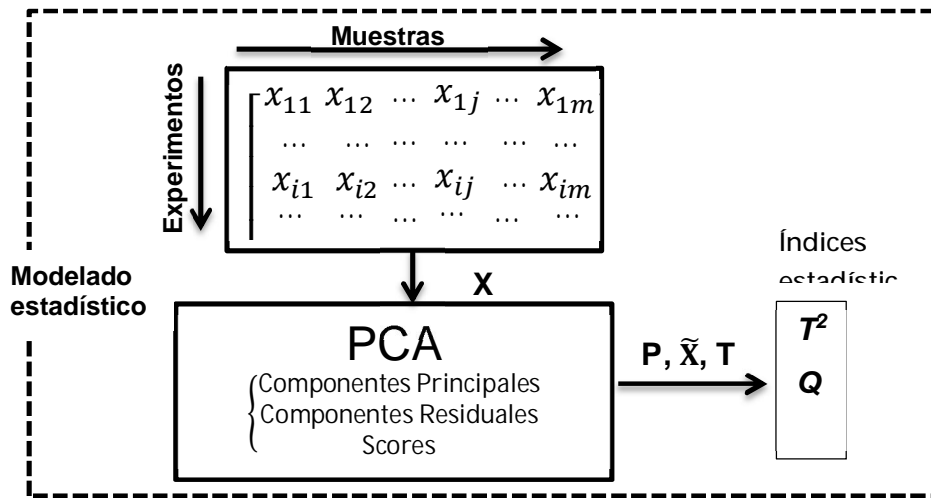


Figura 7: Esquema general del modelado estadístico PCA del estado normal de la tubería

El modelo estadístico PCA de la tubería consiste en:

- Componentes Principales (**P**): el nuevo sistema de coordenadas que mejor representa la variabilidad de los datos.
- Componentes Residuales $\tilde{\mathbf{X}}$: son los ejes del nuevo sistema de coordenadas que no retienen información debido a la poca variabilidad de los datos con respecto al estado nominal. De estas componentes se puede extraer información cuando se proyectan datos provenientes de un estado no nominal.
- Scores (**T**): Es la proyección de los datos originales sobre las componentes principales.

Una vez se obtiene el modelo estadístico PCA, se aplican los índices estadísticos T^2 y Q , ya que estos permiten discernir la existencia de anomalía

3.1.2 Índices T^2 y Q estadísticos.

Dos índices estadísticos asociados a PCA son el *Hotelling* T^2 estadístico y el Q estadístico. El primero es una medida de la variación de cada experimento realizado dentro del modelo PCA. Este solo detecta variaciones en el subespacio de las primeras r componentes principales. El T^2 estadístico de la i -ésima muestra (o experimento) está definido por la ecuación 3.12

$$T_i^2 = \sum_{j=1}^r \frac{t_{sij}^2}{\lambda_j} = t_{si} \Lambda^{-1} t_{si}^T = x_i \mathbf{P} \Lambda^{-1} \mathbf{P}^T x_i^T \quad (3.12)$$

Donde x_i es un vector fila que representa una señal adquirida por el sensor, t_{si} es un vector fila dentro de la matriz \mathbf{T} , que es la proyección del experimento x_i .

Por otra parte, el Q estadístico denota el cambio de los eventos que no son explicados por el modelo de componentes principales. Esta es una medida de la diferencia o residuo entre una muestra y su proyección dentro del modelo. El Q estadístico de la i -ésima muestra del vector x_i es definido por la 3.13

$$Q_i = \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T = x_i (\mathbf{I} - \mathbf{P}\mathbf{P}^T) x_i^T \quad (3.13)$$

donde \tilde{x}_i es la componente de los datos originales asociados al espacio residual. La figura 8 muestra la explicación geométrica de los índices estadísticos.

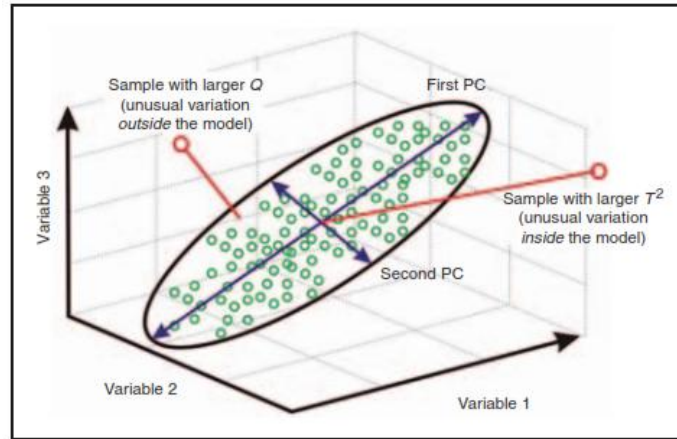


Figura 8: Modelo PCA de un conjunto de datos de 3 dimensiones mostrando los índices Q y T^2 calculados para 2 outliers [17].

Información acerca de los experimentos puede ser obtenida directamente de las gráficas de los scores y los índices T^2 y Q estadístico. Los scores presentan diferentes valores en presencia de un nuevo cambio dinámico, proveyendo información para detectar los cambios. De esta manera, las gráficas T^2 y Q distinguen experimentos con comportamientos anormales.

3.1.3 Clasificación de deformaciones elásticas mediante perceptrón multicapa.

La red neuronal Perceptrón Multicapa se utiliza como método de clasificación en este trabajo, ya que es una red neuronal con bajo costo computacional lo cual permite implementar a futuro el algoritmo realizado en un sistema embebido, por otro lado, las variaciones ambientales y operacionales provocan cambios en las señales no lineales (ver anexo 9.1) los cuales pueden ser clasificados por esta técnica. La metodología de clasificación consiste en entrenar la red neuronal para que reconozca entre 5 estados de deformación elásticas diferentes, que son las 5 clases de salida de la red. Para esto la red neuronal se entrena utilizando como entradas los índices estadísticos T^2 y Q estadístico. La correspondencia entre las clases y los estados de deformación se definen en la sección 4, diseño del experimento. La figura 9 muestra la estructura de la red neuronal.

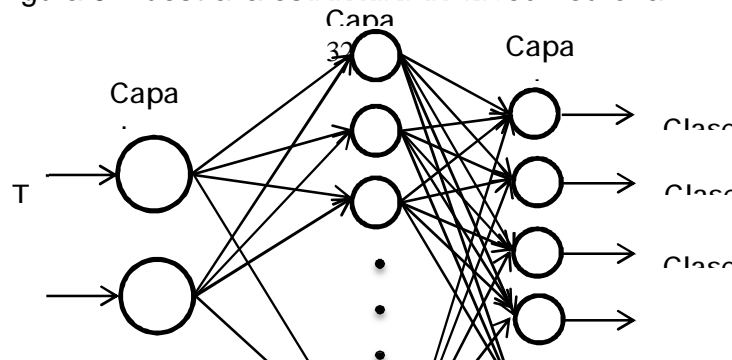


Figura 9: Esquema de clasificación de los estados de deformación mediante una red neuronal Perceptrón Multicapa para la clasificación de 5 estados de deformación a partir de los índices estadísticos T^2 y Q estadístico

La clasificación se realiza correctamente cuando las muestras son clasificadas en el escenario de deformación en que fueron tomadas.

3.1.4 Clasificación de deformaciones elásticas mediante Prueba de Hipótesis Estadística.

La Prueba de Hipótesis estadística se utiliza como método de clasificación, ya que las poblaciones de muestras que se desean clasificar dentro de un escenario o etiqueta constan de una sola variable y el costo computacional para realizar la clasificación es bajo. La metodología de clasificación consiste en comparar las muestras de un escenario en condiciones operacionales definidos, con los escenarios de deformación que se tienen como referencia. Esta comparación se hace mediante el estadístico de prueba t definido en la ecuación 2.5, para obtener un diagnóstico de a qué escenario corresponde (ver figura 10)

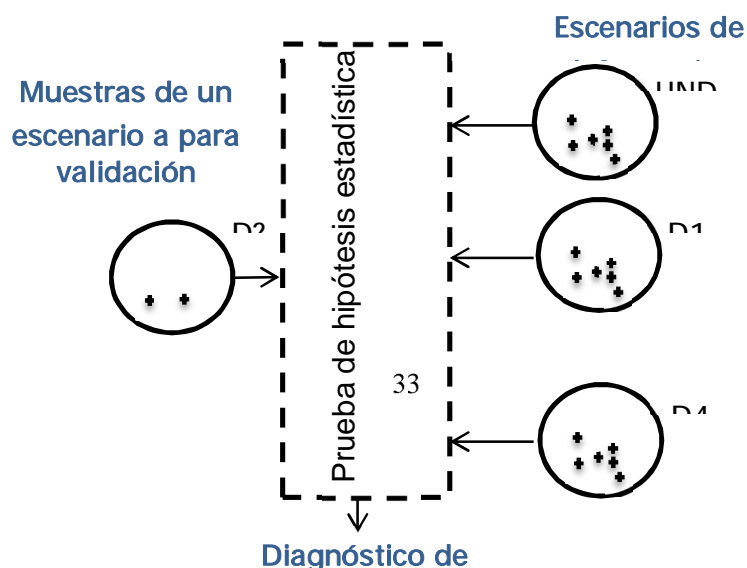


Figura 10: Esquema de clasificación de los estados de deformación mediante prueba de Hipótesis estadística

La clasificación se realiza correctamente cuando las muestras son clasificadas en el escenario de deformación en que fueron tomadas. Las muestras son clasificadas dentro del escenario que obtenga estadístico de prueba t más cercano al cero. Las muestras utilizadas para hacer la validación se toman de experimentos posteriores a los de la construcción del modelo.

De las dos técnicas de clasificación mostradas anteriormente, se utiliza el perceptrón multicapa como técnica de clasificación en este trabajo ya que como se mostrará en el capítulo de resultados, este ofrece una mayor efectividad de clasificación. Sin embargo, los resultados obtenidos al clasificar con prueba de hipótesis estadística se muestran en el anexo 9.2.

3.2 RESUMEN METODOLOGÍA PROPUESTA.

Con las técnicas expuestas anteriormente: correlación de señales, Modelado estadístico PCA y las técnicas de clasificación, se implementa una metodología de monitorización de deformaciones elásticas. En este trabajo se implementaron dos metodologías alternativas que se diferencian entre sí por la forma en que se implementa el modelo estadístico PCA y por la técnica de clasificación utilizada. Esto se muestra en la figura 11.

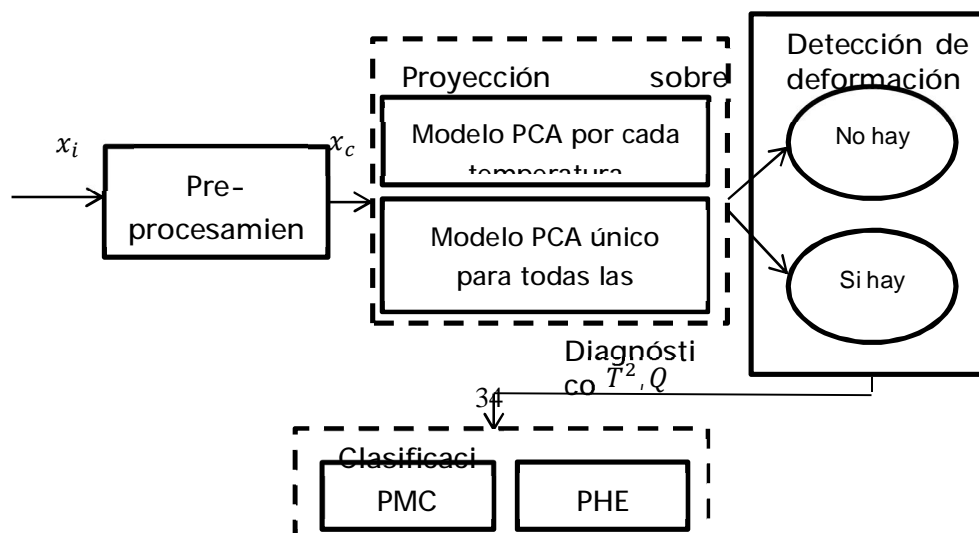


Figura 11: Esquema de la metodología de detección y clasificación de deformaciones elásticas mediante selección de modelos estadísticos de una base de datos.

En la figura 11 se observa que la etapa correspondiente a la proyección sobre el modelo PCA se puede implementar ya se sobre un modelo estadístico único que tenga en cuenta todas las temperaturas, o se puede implementar un modelo por cada temperatura. En la etapa de clasificación se probaron dos opciones diferentes: Red Perceptrón Multicapa (PMC) y Prueba de Hipótesis Estadística (PHE).

Por otro lado, para el caso en que haya flujo de líquido en la tubería es necesario realizar un pre-procesamiento previo para reducir el efecto de baja repetibilidad provocado por el flujo dentro de la tubería (Ver anexo 9.1).

El pre-procesamiento de las señales en condiciones de variación de caudal sigue los siguientes pasos:

1. Las señales son normalizadas y filtradas usando un filtro pasobanda digital para eliminar variaciones en la onda causadas por vibraciones
2. Debido a la baja repetibilidad de las señales se realiza un promedio para de esta forma aumentar su repetibilidad. El promedio se calcula de acuerdo a la ecuación:

$$\bar{x}_r = \frac{\sum_{i=1}^k x_{ir}}{k} \quad (3.14)$$

donde x_{ir} son las señales adquiridas que se toma para promediar, \bar{x}_r es la señal promediada que se obtienen al promediar k señales. El total de señales adquiridas es igual a n.

$$r * k = n \quad (3.15)$$

El número de señales a promediar se tuvo en cuenta midiendo la desviación estándar de las señales obtenidas para diferentes números de señales promediadas para comprobar que la calidad de repetibilidad de las señales mejoraba. De esta forma se establece promediar un conjunto señales adquiridas, para a partir de estas señales promediadas aplicar el modelo PCA.

Para que la metodología de monitorización sea robusta a las variaciones de temperatura se debe tener en cuenta en el pre-procesamiento el efecto de la temperatura sobre las ondas guiadas. Las variables en la onda afectadas durante la variación de temperatura son la fase y la amplitud. Al aumentar la temperatura la fase de la onda se adelanta reflejando una disminución en la velocidad de fase y un aumento de la distancia debido a la expansión térmica. La metodología para detección y clasificación sigue los siguientes pasos.

- i. Para reducir el efecto de este desfase se auto-correlacionan las señales. Sin embargo, al mirar en detalle las ondas auto-correlacionadas se observa que el desfase aumenta al alejarse de cero (ver figuras 12 y 13). Con la auto-correlación no se elimina el efecto del desfase sino solo se reduce.

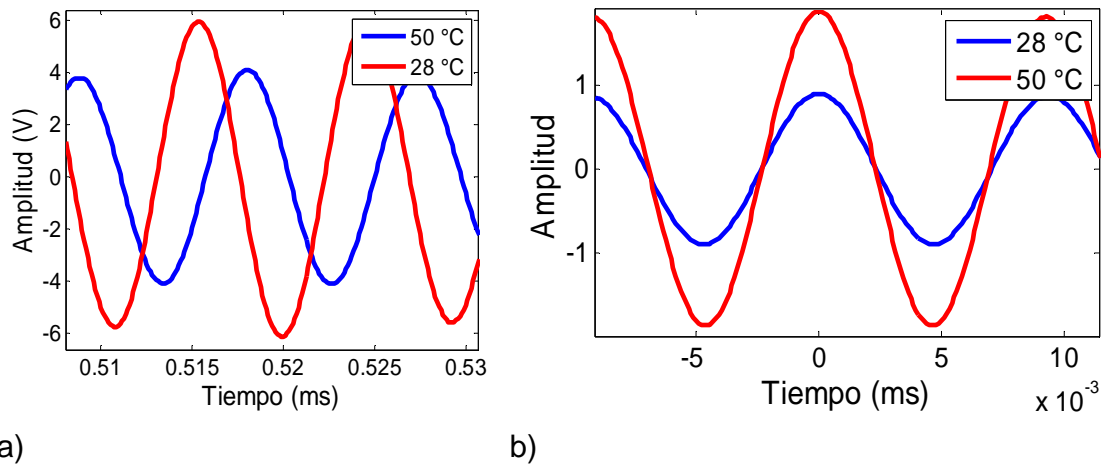


Figura 12: a) desfase entre las ondas guiadas a diferentes temperaturas, b) Señales auto-correlacionadas a diferentes temperaturas

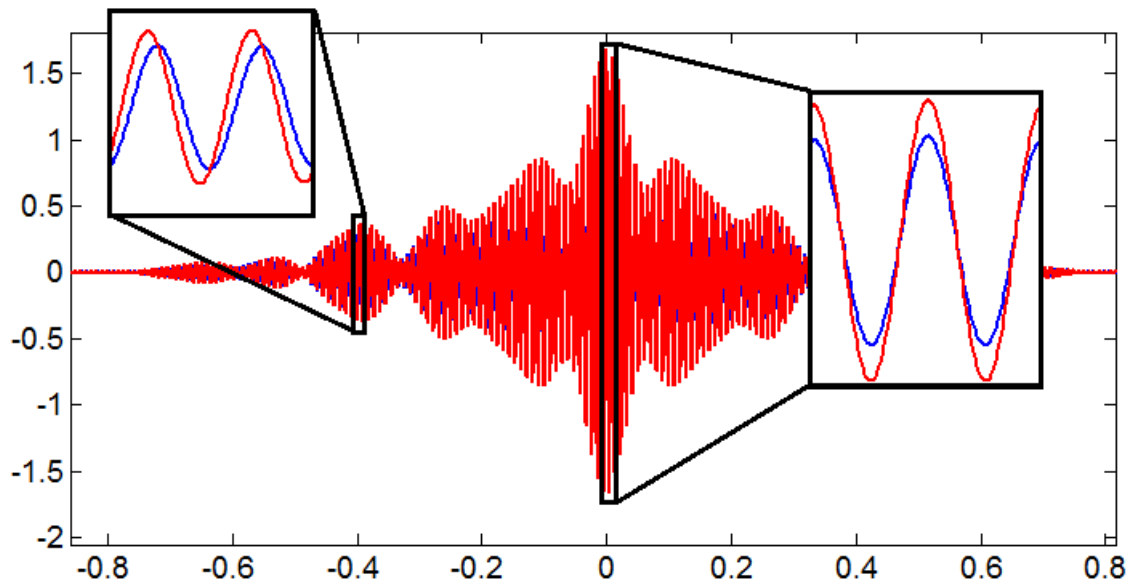


Figura 13: Aumento del desfase entre las señales de auto-correlación a 28 y 50°C

- ii. Después de auto-correlacionar las ondas se normalizan dividiendo las señales por su amplitud máxima, para reducir de esta forma la atenuación causada por el aumento de la temperatura. La auto-correlación y la normalización no eliminan completamente el efecto de la temperatura sino que reducen su efecto, ya que el desfase varía con el tiempo y los diferentes modos de onda no se atenúan en la misma proporción.
- iii. Las señales obtenidas se proyectan sobre el modelo estadístico PCA.

4. DISEÑO DEL EXPERIMENTO

Con el propósito de observar el efecto del esfuerzo mecánico y la deformación en las ondas guiadas que se propagan en la tubería, se implementó el experimento de la figura 6, que permite flexionar una tubería para obtener deformaciones por tensión y compresión y graduar diferentes grados de deformación elástica (ver figura 14).

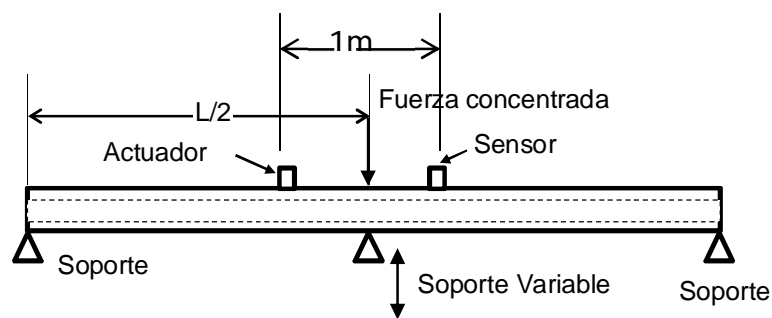


Figura 14: Esquema del montaje experimental

Los elementos que conforman el montaje experimental son:

- Una tubería de acero carbono ASTM 106 de 6 m de largo 1" de diámetro Sch 40
- Dos soportes fijos y un gato tijera como soporte variable
- Dos transductores piezoeléctricos colocados en configuración *pitch-catch* a un metro de distancia entre sí.
- Generador de señales y osciloscopio *Picoscope 2208*.
- Circuitos de acondicionamiento de señales.

4.1 TRANSMISIÓN Y ADQUISICIÓN DE DATOS

Teniendo en cuenta las características de funcionamiento de los dispositivos piezoeléctricos en cuanto a su respuesta en frecuencia y rango de temperatura se seleccionaron los parámetros en la configuración del sistema de adquisición de datos:

La frecuencia escogida para transmitir las señales es de 105 kHz debido a la amplitud y estabilidad de la señal sensada, se evitan los ruidos de baja frecuencia y se excitan una menor cantidad de modos de propagación en la onda guiada. La figura 15 muestra la velocidad de fase en función de la frecuencia de excitación

para diferentes modos de propagación de tipo longitudinal y torsional en una estructura cilíndrica.

La señal de excitación es una señal sinusoidal de 5 picos modulada con una ventana Hann, y definida por la ecuación:

$$A = \frac{1}{2} \sin 2\pi f t \left[1 - \cos \left(\frac{2\pi f t}{5} \right) \right], \quad (4.1)$$

donde f es la frecuencia de la portadora que en este caso es de 105 kHz. Esta señal se muestra en la figura 16.

La frecuencia de muestreo para la transmisión de señales se definió en 10 MHz, que es aproximadamente 100 veces la frecuencia de la señal de excitación. La frecuencia de muestreo se definió así, teniendo en cuenta que los rangos de esfuerzo y deformación provocados sobre la tubería provocan retardos en el tiempo de llegada de la onda, para los cuales, en frecuencias de muestreo menores no se observarían claramente.

La señal se implementa en MATLAB y se genera en el *picoscope 2208* para posteriormente enviarla al actuador piezoeléctrico a través de una etapa de amplificación.

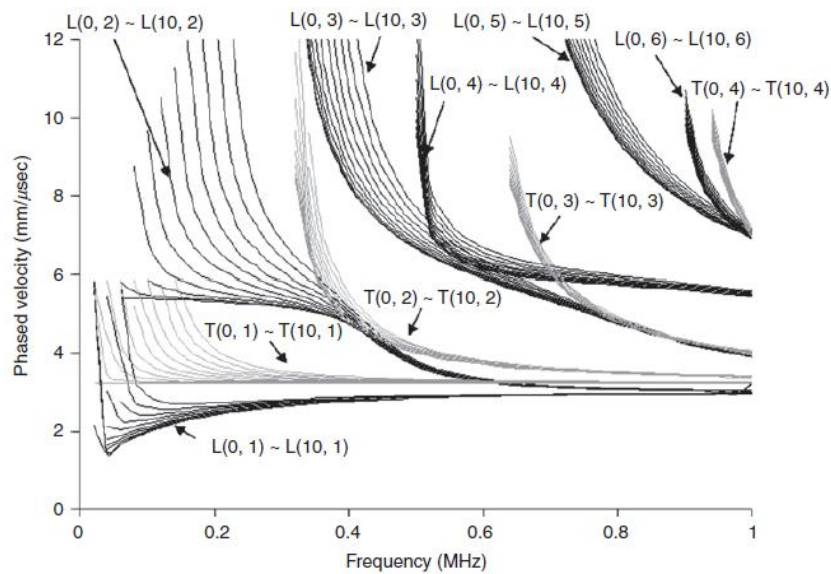


Figura 15: Curvas de dispersión de una estructura cilíndrica [2]

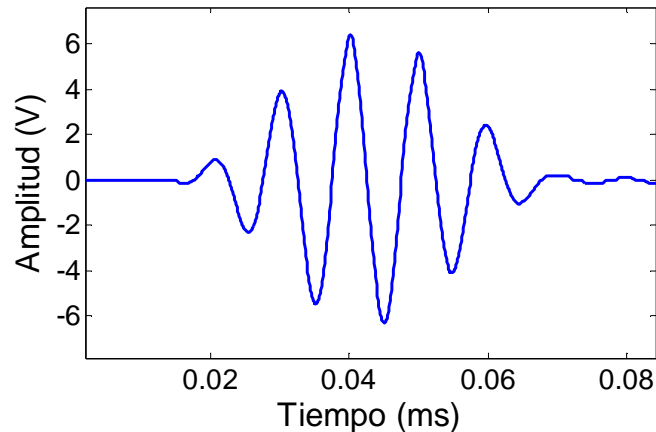


Figura 16: Señal de excitación

La transmisión y adquisición de señales en los transductores piezoeléctricos se acondiciona mediante amplificadores operacionales JFET TLE2072, que tienen un ancho de banda de 200 KHz, en configuración de amplificador de carga. La señal entregada al amplificador es amplificada 70 veces hasta obtener una amplitud pico de 6 V como se observa en la figura 15. Las figuras de las señales sensadas y actuadas en este libro ya han sido previamente amplificadas.

4.2 ESCENARIOS DE DEFORMACIÓN ELÁSTICA

Como se observa en la figura 13 el actuador y el sensor están a 1 m de distancia entre ellos, equidistantes al centro de la tubería. Los escenarios de deformación se producen a través de variaciones en la carga en el centro de la tubería en pasos de 1 cm de deflexión. La deformación por unidad de longitud en la tubería se define con la ecuación:

$$\epsilon = \frac{\Delta L}{L} \quad (4.2)$$

donde L es la longitud de la tubería y ΔL es el cambio en longitud. Por otro lado, la relación entre la deformación ϵ y el esfuerzo σ aplicado, siempre y cuando no se supere el límite elástico está dado por la ecuación:

$$\sigma = E \epsilon \quad (4.3)$$

donde E es el módulo de Young. En la figura 17 se puede observar la deformación lineal en la tubería cuando la carga en el soporte variable disminuye haciendo que la tubería se flexione en dirección de la fuerza de gravedad. Esta flexión provoca que el lado superior de la tubería se comprima mientras que el lado inferior se tensiona. La figura muestra 5 escenarios de deformación elástica.

En línea cortada desde UNDC hasta D4C, muestra la deformación cuando las deflexiones producen compresión en el lado superior de la tubería y en línea continua desde UNDT hasta D4T, cuando las deflexiones producen tensión en el lado inferior de la tubería. Esto muestra que existen dos tipos de deformación para

el mismo escenario. DiT es la medida de la deformación en el lado de la tubería que se tensiona, mientras que DiC es la medida de la deformación en el lado que se comprime

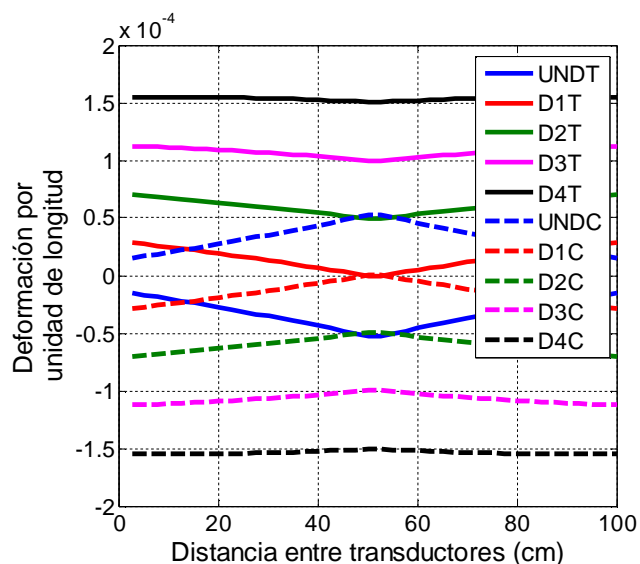


Figura 17: Deformación entre el actuador y sensor piezoeléctrico para los 5 escenarios de deformación.

En el escenario que se considera nominal (UND) la deformación lineal no es uniforme a lo largo de la propagación de la onda guiada, sin embargo, a medida que se flexiona la tubería, la deformación lineal se presenta más uniforme a lo largo de la trayectoria de propagación de la onda, como se observa en la Figura 15. De esto se deduce que la ubicación de una galga extensiométrica, o cualquier tipo de sensor de desplazamiento relativo, en el centro de la tubería no provee una medición confiable ya que la medición entregada, cuando se implementa este tipo de sensor, es localizada mientras que la deformación en la tubería varía con la deflexión y la posición. Los datos utilizados para obtener esta figura se obtuvieron del modelamiento de elementos finitos de la tubería bajo los distintos escenarios de carga.

La carga aplicada, obtenida analíticamente, en el soporte variable para producir los diferentes escenarios de deformación se observan en la tabla 1.

Tabla 1: Escenarios de deformación en el centro de la tubería.

Escenario	Clase (Salida que esperada del clasificador)	Deflexión (cm)	Carga aplicada por el soporte variable (N)	Deformación por unidad de longitud en el centro de la tubería ($\times 10^{-6}$)	Esfuerzo en el centro de la tubería (MPa)
UND	1	0	92.1875	-52.3875	-11.0014

D1	2	1	74.6121	-0.34707	-0.07288
D2	3	2	57.0368	49.1082	10.3127
D3	4	3	39.4615	99.8308	20.9645
D4	5	4	21.8865	150.582	31.6223

En la tabla 1 se observa que cuando el estado de deformación es nominal, la medida de deformación no es igual a cero, sino que tiene valores negativos. Esto se debe a que las estructuras cuando están en su estado nominal ya están sometidas a esfuerzos y deformaciones debido a su propio peso y/o a cargas que deben soportar. Una tubería en estado nominal consiste en una viga cilíndrica con soporte en sus dos extremos y sometida al esfuerzo provocado por su propio peso. La columna titulada clase en la tabla 1, se usa para etiquetar las salidas del clasificador usado en este proyecto.

4.3 CONFIGURACIÓN DEL EXPERIMENTO PARA VARIACIONES DE TEMPERATURA.

En esta fase de experimentación se utilizó el banco propuesto en la figura 9. Sin embargo, este banco se modifica con el propósito de emular condiciones de temperatura distintas, para lo cual se ubicaron bombillas de 250W de potencia cuya radiación incide sobre el banco de pruebas y permite elevar la temperatura de la sección de tubería sujeta a prueba. En la figura 17 se puede observar que la condición de temperatura no es isotérmica en el procedimiento de calentamiento.

Ya que el campo de radiación de calor es un campo divergente, los diferentes puntos en la superficie del tubo no están sujetos al mismo nivel de radiación. Por esta razón la parte superior de la tubería tiene mayor temperatura que la parte inferior e incluso en la parte superior los puntos que están más cercanos al bombillo tienen mayor temperatura que los puntos más alejados. Con el propósito de lograr mayor uniformidad en la temperatura del escenario de pruebas se apagan los bombillos después de haber durado cierto tiempo encendido y se deja que la tubería busque su equilibrio térmico.

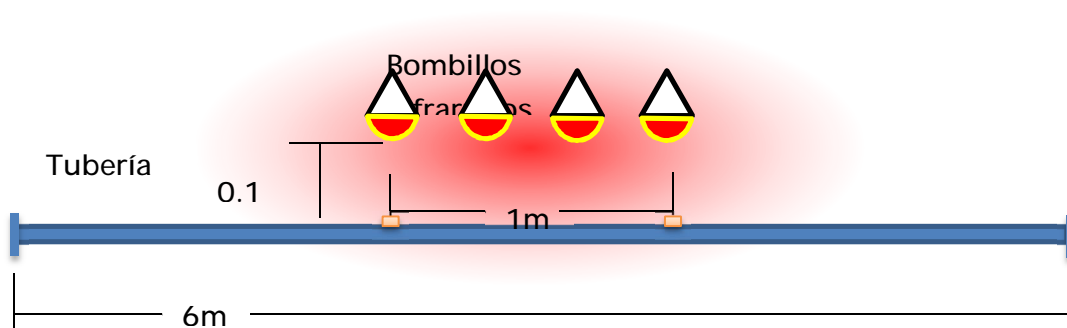


Figura 18: Escenario de pruebas de deformaciones para diferentes temperatura

Mientras el tubo busca su equilibrio térmico, la temperatura a lo largo de este se va haciendo cada vez más uniforme y esto se va a provechar para realizar las pruebas cuando haya mayor uniformidad. Los bombillos son de marca CIGLA 250W R127 110-130V. Se usaron cuatro bombillos infrarrojos distribuidos a igual distancia a lo largo de un metro de longitud en el centro de la tubería y a una distancia del tubo de 10 cm como se observa en la figura 16. La temperatura en la tubería se registra por medio de un sensor de temperatura laser (*fluke 62 max+*). El sensor de temperatura se apunta manualmente sobre los diferentes puntos a lo largo del metro de tubería en el que se hace la prueba, para saber la temperatura a la que se encuentra y para confirmar que hay uniformidad en la misma.



Figura 19: Sensor de temperatura infrarrojo apuntando a la superficie de la tubería.

4.4 CONFIGURACIÓN DEL EXPERIMENTO PARA EMULAR VARIACIONES DE FLUJO DE AGUA.

El esquema de experimentación consiste en un circuito hidráulico de pruebas acondicionado para producir un flujo agua a través de la tubería (ver figura 20).

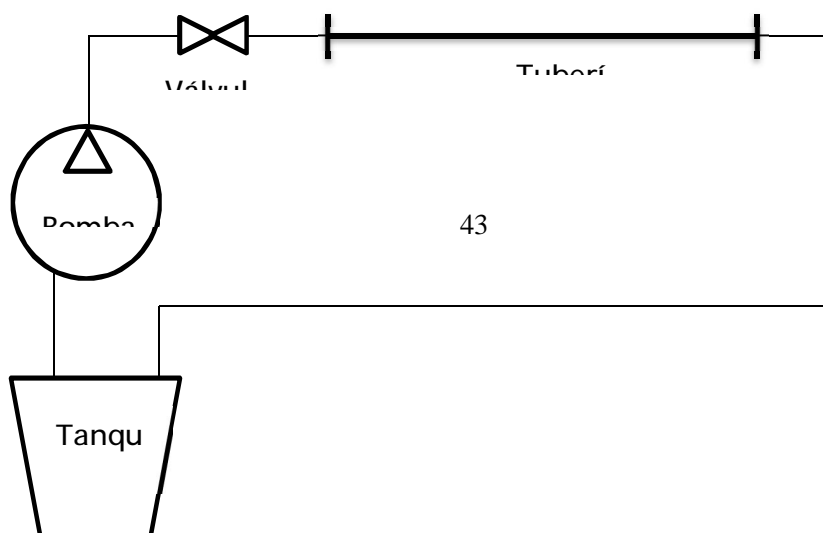


Figura 20: Esquema de experimento detección de deformaciones en condiciones de flujo estable

Los elementos en el circuito son:

1. Una bomba periférica de 0.5 HP
Flujo máximo 80: lpm
Potencia de salida: 0.37 – 2.2 KW
Succión máxima: 8 m
2. Una válvula de aguja de 1" de acero carbono
3. Tubería de acero ASTM 106 1" de 6 m de longitud, Sch 40
4. Manguera de 1" para conectar los elementos.
5. Tanque de agua (20 L)

Mediante este montaje experimental se puede emular un flujo máximo de 0.33 m/s lo que significa que el tipo de flujo obtenido es laminar.

5. RESULTADOS

La metodología se validó sobre el montaje experimental presentado en las figuras 14 y 21, instalando dos traductores piezoeléctricos en configuración *pitch-catch* a 1 m de distancia entre sí, en el centro de la tubería.



Figura 21: Montaje experimental para producir deformaciones elásticas en una tubería

En la adquisición de señales se registran 100 señales por cada escenario de deformación emulado, según la tabla 1. Cada una de las señales capturadas está formada de 9619 muestras con una frecuencia de muestreo de 100 MHz. Por tal razón, se obtiene una matriz \mathbf{X}_i de 100 filas por 9619 columnas. Las señales de esta matriz se correlacionan con las señales de actuación que las produjeron, generando la matriz \mathbf{X} descrita en la sección 3.1.1 y con un tamaño de 100 filas por 19237 columnas. A partir de esta matriz se aplica el procedimiento PCA.

En la figura 22 se muestra la variabilidad de la información según el número de componentes retenidos. De la figura se observa que desde 40 componentes ya se está reteniendo más del 90% de la variabilidad de la información.

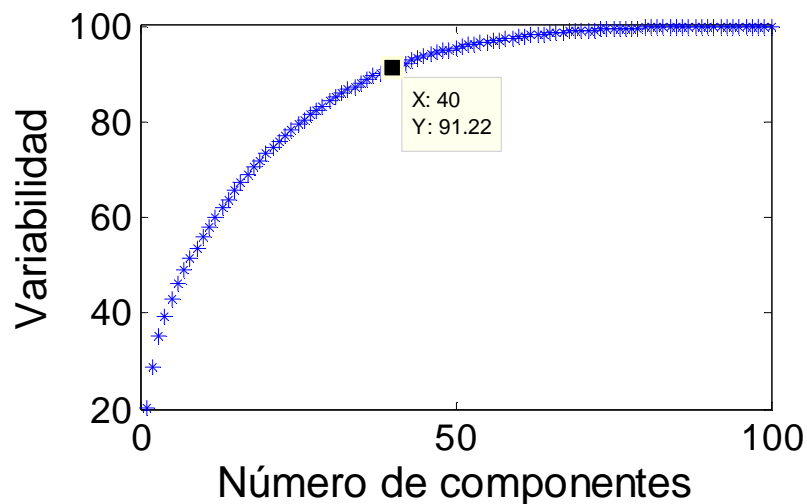


Figura 22: Variabilidad de la información en función del número de componentes retenidos

El número de componentes principales que se retienen en la metodología de este trabajo se fija en 40, ya que se retiene la mayor parte de la información.

5.1 DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES DE TEMPERATURA CONSTANTE

Con el propósito de observar la capacidad de la metodología de detección basada en el modelo estadístico PCA y los índices estadísticos Q y T^2 para diferentes grados de deflexión, se realizaron experimentos para variaciones en el grado de deflexión de la tubería de hasta cada 1 mm. Los índices estadísticos calculados se muestran la figura 23. Estas pruebas se realizaron a temperatura y humedad constante y sin presencia de fluido.

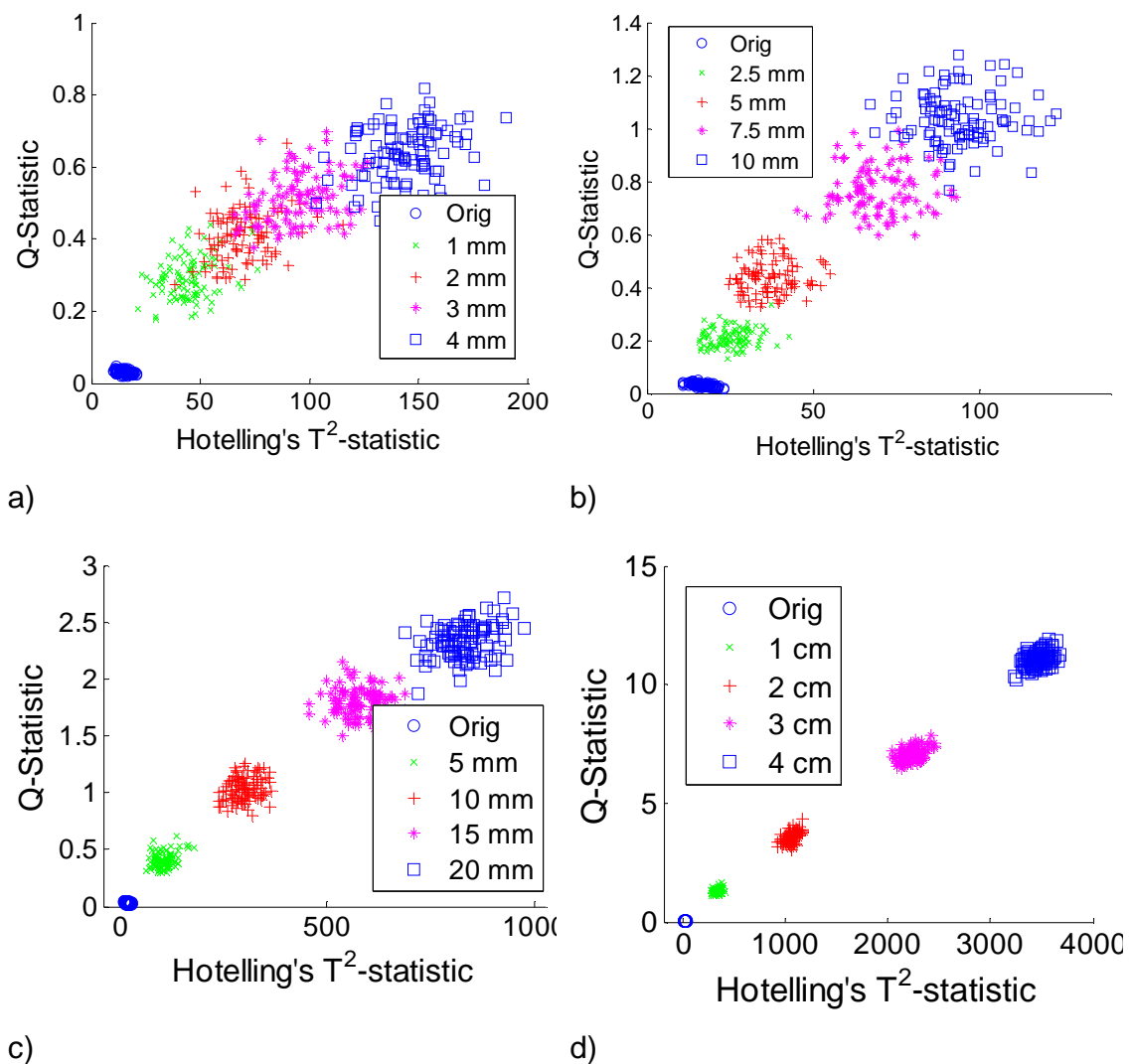


Figura 23: Índices estadísticos calculados para deflexiones cada a) 1mm, b) 2.5mm, c) 5mm y d) 1cm.

En la figura 23 se observa que para variaciones cada 1mm, los clústeres de los índices de diferentes deflexiones se mezclan haciendo difícil establecer entre dos valores individuales un umbral que permita diferenciar el grado de deformación al

que pertenece una señal adquirida, sin embargo, la media estadística de cada grupo de datos se puede diferenciar.

Estas variaciones de deflexión no son detectadas a simple vista, sin embargo, estas revelan presencia de esfuerzos o desgastes que afectan las tuberías, por tanto, es necesario detectar pequeñas variaciones de deformaciones elásticas.

Clasificación mediante red neuronal perceptrón multicapa

La clasificación se realiza por medio de una red neuronal con estructura perceptrón multicapa mediante un algoritmo *back propagation*. Cada muestra a entrenar y validar consiste en dos variables: los índices T^2 y Q estadístico. Hay 500 muestras, 100 por cada estado de deformación. De forma aleatoria se toman el 80% de las muestras para realizar el entrenamiento de la red y el 20% restante se deja para validación. Este criterio se escogió teniendo en cuenta que la varianza del clasificador es baja, es decir al ejecutar el algoritmo de clasificación varias veces tomando siempre muestras aleatorias diferentes, el desempeño obtenido es muy similar.

En la tabla 2 se muestra el desempeño del clasificador para variaciones en la deflexión de 1 mm.

Tabla 2: Desempeño del clasificador donde cada clase corresponde a pasos de deformación de 1mm.

	Estado de deformación	UND	D1	D2	D3	D4	total
	Clase	1	2	3	4	5	
Entrenamiento	Muestras clasificadas correctamente / muestras totales probadas	86/86	62/72	66/77	68/84	76/81	358/400
	Porcentaje de aciertos	100%	86.1%	85.71%	80.9%	93.82%	89.5%
Validación	Muestras clasificadas correctamente / muestras totales probadas	14/14	25/28	19/23	15/16	19/19	92/100
	Porcentaje de aciertos	100%	89.3%	58.2%	82.6%	100%	92%

De la tabla se observa que hay un 89.5% de efectividad en la clasificación de las mismas muestras que se utilizaron para entrenar la red, mientras que hay un 92% de efectividad en la clasificación de las muestras de validación. Se observa que la menor efectividad de clasificación se obtiene en la clase 4, ya que de las 84 muestras, 68 son clasificadas correctamente, 4 son clasificadas erróneamente en la clase 5 y 12 son clasificadas erróneamente en la clase 3. La clase 1 siempre es correctamente clasificada. No todas las clases tienen el mismo número de muestras, ya que las muestras fueron tomadas aleatoriamente.

A continuación, en la tabla, se muestran los resultados de clasificación para deformaciones con las 4 variaciones de deflexión probadas.

Tabla 3: Porcentaje de aciertos en la clasificación de los 5 estados de deformación diferentes para 4 diferentes grados de deflexión.

Grado de deflexión (mm)	Entrenamiento	Validación
1	89%	92%
2.5	98.8%	97%
5	100%	100%
10	100%	100%

De la tabla 2 se observa que hay un 98.8% de efectividad en la clasificación de las mismas muestras que se utilizaron para entrenar la red, mientras que hay un 97% de efectividad en la clasificación de las muestras de validación. Si los estados de deformación son iguales o mayores a 5 milímetros el porcentaje de efectividad es del 100%

De los resultados obtenidos se observa que para variaciones en la deflexión mayores o iguales que 5 mm la efectividad de la clasificación es del 100%. Estos resultados se obtienen de la tubería de prueba a condiciones ambientales constantes.

Clasificación mediante Prueba de hipótesis estadística

Para realizar la clasificación mediante Prueba de Hipótesis Estadística, se dividen las señales en un conjunto de entrenamiento y un conjunto de validación. Con un 50% de las muestras se generan los índices estadísticos Q y se denotan mediante UND, D1, D2, D3 y D4, según el escenario de deformación en que fueron tomados. El otro 50% de las muestras se proyectan sobre el modelo estadístico, se generan nuevos índices estadísticos Q y se denotan mediante EUND, ED1, ED2, ED3 y ED4. Las muestras de validación se comparan con las muestras de entrenamiento mediante prueba de hipótesis estadística como se explica en la sección 3.1.4

En la tabla 3 se muestra la comparación de los índices Q obtenidos de dos muestras de validación con los índices obtenidos del entrenamiento. En la tabla se

observa que dos índices de EUND se comparan con los índices de los cinco escenarios de deformación: UND a D4, obteniendo el valor mínimo del estadístico de prueba, cuando se compara con UND. Esto indica que las muestras fueron clasificadas correctamente. Lo mismo sucede al clasificar muestras tomadas de los demás escenarios de deformación

Tabla 4: Estadístico de prueba t calculado para validar clasificación de deflexiones de 1cm.

	EUND	ED1	ED2	ED3	ED4
UND	-0,50	-12,39	-31,78	-13,6	-208,05
D1	114,39	0,48	-20,38	-11,18	-179,29
D2	148,90	22,5	-0,56	-6,94	-125,52
D3	249,22	55,79	29,16	-0,42	-60,94
D4	335,27	92,97	62,55	7,03	7,709

De la tabla 3 a 6 se observan los estadísticos de prueba t obtenidos de comparar muestras de validación con las muestras de entrenamiento para variaciones de deformación de 1, 2 y 5 mm.

Tabla 5: Estadístico de prueba t calculado para validar clasificación de deflexiones de 1 mm.

	EUND	ED1	ED2	ED3	ED4
UND	-0,059	-6,38	-5,59	-5,35	-123,09
D1	21,19	0,16	-1,25	-2,49	-51,46
D2	29,04	3,03	0,65	-1,22	-32,44
D3	37,19	5,57	2,34	-0,1	-21,20
D4	45,16	8,53	4,33	1,21	-6,93

Tabla 6: Estadístico de prueba t calculado para validar clasificación de deflexiones de 2 mm.

	EUND	ED1	ED2	ED3	ED4
UND	-2,53	-11,81	-193,81	-19,99	-7,88
D1	43,21	-1,22	-46,22	-14,61	-6,53

D2	61,88	11,46	6,83	-7,82	-4,81
D3	81,45	28,08	41,68	1,72	-2,34
D4	100,32	41,14	64,55	9,35	-0,32

Tabla 7: Estadístico de prueba t calculado para validar clasificación de deflexiones de 5 mm.

	EUND	ED1	ED2	ED3	ED4
UND	-0,039	-8,14	-9,98	-449,98	-11,96
D1	36,26	-1,1	-6,18	-188,92	-9,91
D2	76,79	10,25	0,02	-75,67	-6,56
D3	121,02	24,12	7,67	-4,46	-2,41
D4	138,11	33,28	12,83	31,06	0,39

La metodología planteada, clasifica las muestras tomadas dentro del escenario de deformación que obtiene el estadístico de prueba t más cercana a cero. Las tablas anteriores muestran que la metodología es acertada al 100% al realizar la clasificación, para condición de temperatura y humedad constantes.

5.2 DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES ANTE VARIACIONES DE TEMPERATURA Y HUMEDAD

Para aplicar la metodología de la sección 3 se emularon los cuatro escenarios de deformación elástica y el escenario nominal descritos en la tabla 1 sobre el esquema de experimentación como se observa en la figura 25.



a)



b)

Figura 24: Montaje experimental de pruebas de deformaciones elásticas con variación de temperatura

Ya que la temperatura y la humedad están relacionadas entre sí, se registraron las variaciones de humedad relativa junto con las variaciones de temperatura realizadas. Se realizaron los experimentos a 4 temperaturas diferentes que se muestran en la tabla 2.

Con el propósito de variar la humedad relativa en el ambiente sin variar la temperatura se colocó un recipiente metálico en forma de canal con agua entre el suelo y la tubería. Se colocó un *cooler* en un extremo del canal para generar corrientes de aire que ayuden a acelerar las variaciones de humedad.

Las variaciones de humedad obtenidas eran de apenas un 4%, sin embargo, estas no provocaban cambios relevantes en las ondas guiadas sensadas. Por otro lado, cambios ligeros de temperatura causaban cambios relevantes en la onda guiada. Los cambios que la temperatura provoca en la onda son mucho mayores que los cambios que produce una deformación mecánica, como se observa en la figura 26 y 27.

Tabla 8: Temperaturas y humedades relativas de la experimentación

Temperatura	Humedad
28°C	68 %
32°C	63 %
36°C	60%

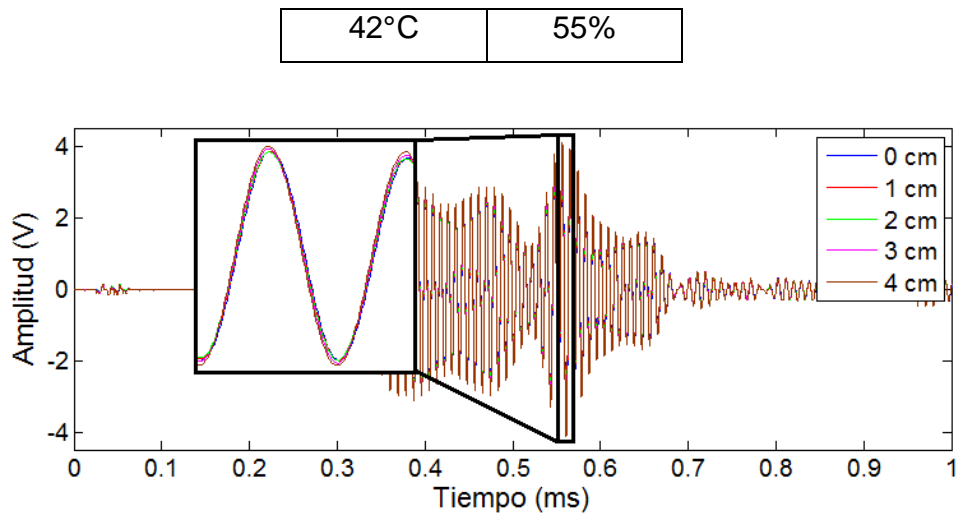


Figura 25: Efecto de la deformación en ondas guiadas a temperatura constante

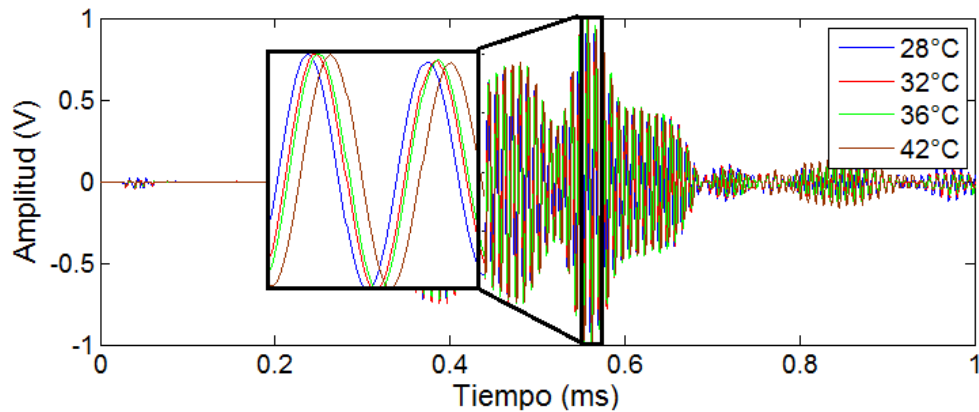


Figura 26: efecto de la temperatura en ondas guiadas en un estado de deformación constante (señales normalizadas).

5.2.1 Monitorización basada en selección de modelo estadístico PCA de una base de datos.

Para cada uno de los escenarios de deformación mostrados en la tabla 1 y las temperaturas de la tabla 2 se obtienen los índices estadísticos que se muestran en la figura 28. Para cada temperatura se ha aplicado un modelo estadístico PCA diferente. Al comparar los *clusters* de los índices estadísticos a diferentes temperaturas se observa que estos no permanecen en la misma región de la gráfica.

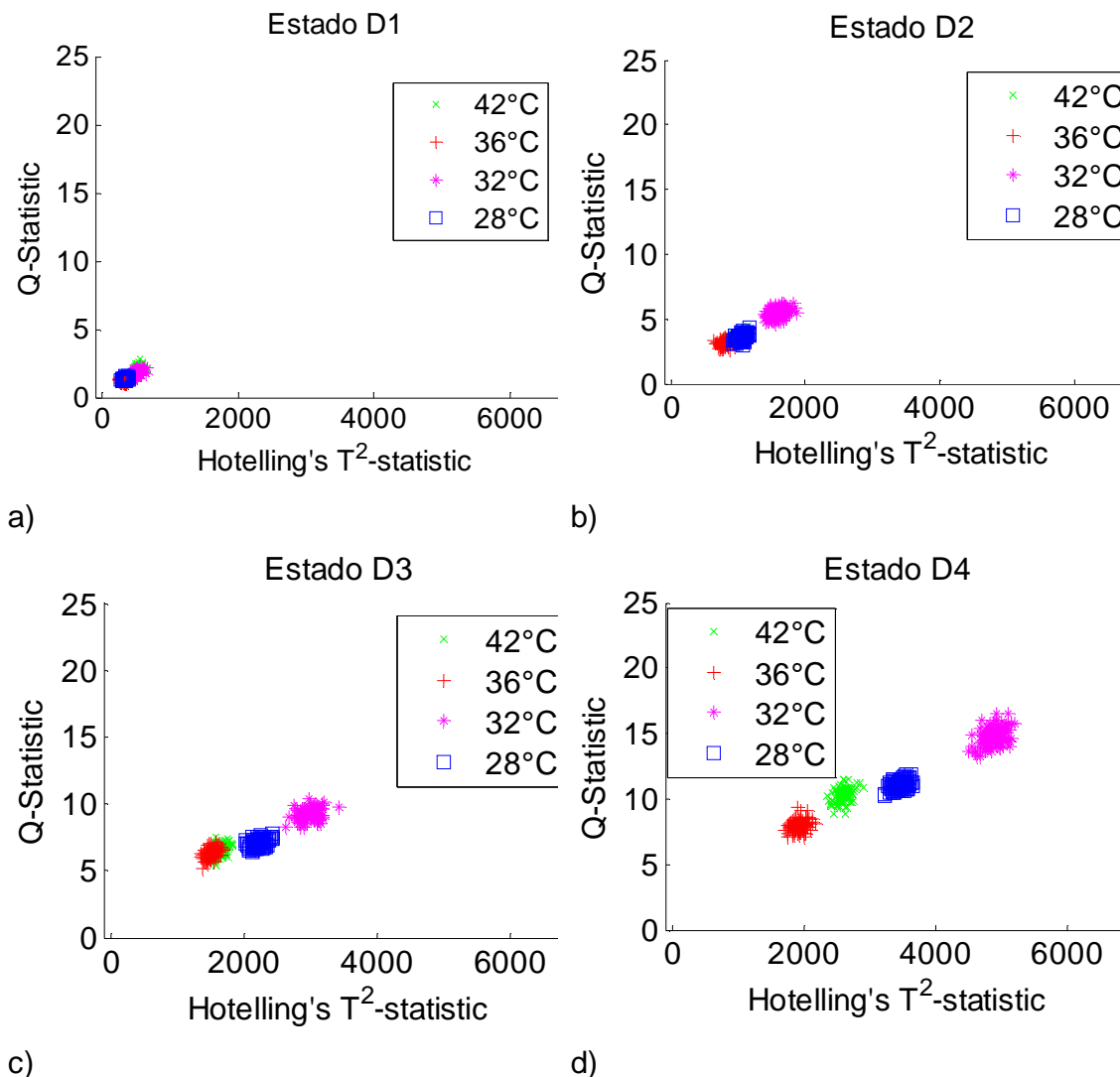


Figura 27: Índices estadísticos de las señales sensadas a diferentes temperaturas para deflexiones de a) 1 cm, b) 2 cm, c) 3 cm, d) 4 cm en la tubería

5.2.2 Clasificación mediante red neuronal Perceptrón Multicapa de señales adquiridas ante variaciones de temperatura

Monitorización usando un modelo estadístico por cada temperatura experimentada

Para realizar la clasificación, el 80% de los índices estadísticos es utilizado para entrenar una red neuronal y el 20% restante se deja para validar la efectividad de la red entrenada. Este método se lleva a cabo debido al mismo criterio mencionado

en la sección 5.1. La clasificación realizada para cada uno de los estados de deformación tiene un 100% de efectividad. Esta efectividad se debe a que los *clusters* formados por los índices estadísticos para cada estado de deformación están muy bien diferenciados haciendo fácil distinguir entre las clases. El comportamiento de los índices se observa en la figura 28

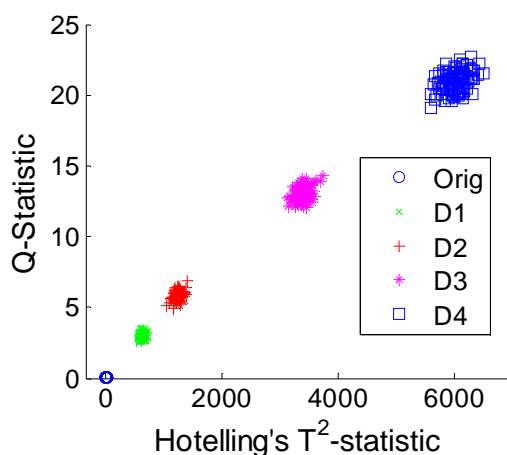


Figura 28: Índices estadístico para los diferentes estados de deformación a 28°C

Debido a que los *clusters* para cada estado de deformación están bien diferenciados, es posible hacer la clasificación incluso solo por medio de umbrales. Sin embargo, hay que tener en cuenta que estos resultados son obtenidos para un modelo experimental con dimensiones y condiciones ya definidas en un laboratorio.

Monitorización basada en proyección sobre un solo modelo estadístico PCA expandido para todas las temperaturas.

Por otro lado, cuando se usa un modelo estadístico PCA extendido, el cual, es un modelo que se crea teniendo en cuenta las variaciones de temperaturas experimentadas, se realiza un algoritmo de clasificación por validación cruzada de 10 iteraciones. En la tabla 9 se muestran los resultados de clasificación de una de las iteraciones y en la figura 29 los resultados obtenidos de cada una de las iteraciones.

Tabla 9: Porcentaje de aciertos en clasificación de diferentes estado de deformación con metodología basada en modelo PCA expandido

Estado de deformación	UND	D1	D2	D3	D4	total
Muestras clasificadas correctamente / muestras totales probadas	33/33	40/42	34/61	33/46	42/50	182/232
Porcentaje de aciertos	100%	95.2%	55.7%	71.73%	84%	78.4%

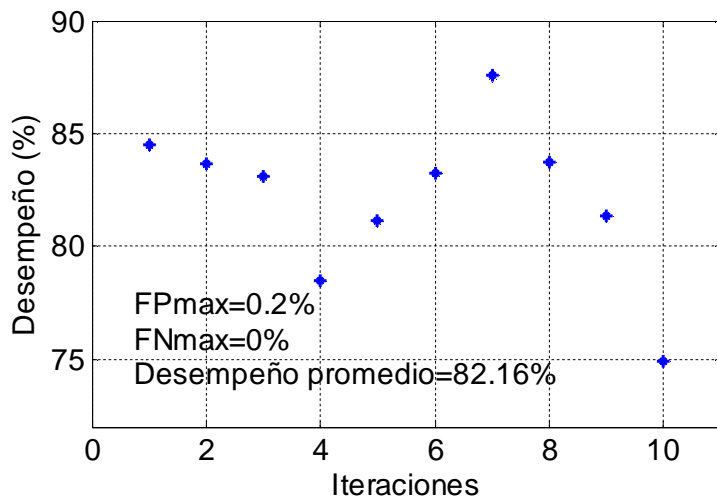


Figura 29: Resultados desempeño clasificador por validación cruzada utilizando 10 iteraciones

Se observa de la tabla 9 y figura 10 que las muestras correspondientes al estado sin deformación siempre son clasificadas correctamente y por esa razón los falsos negativos son siempre 0. También se observa que la varianza del clasificador es muy pequeña ya que el desempeño del clasificador oscila alrededor del 82% con poca variación. Este desempeño en la clasificación es menor que cuando se usan modelos estadísticos diferentes para cada temperatura (ver figura 28). Esto se debe a que en el modelo estadístico extendido, las regiones de los índices T^2 y Q estadístico obtenidos para cada estado de deformación se traslapan. En la figura 30 se muestran los índices estadísticos para cada estado de deformación a diferentes temperaturas.

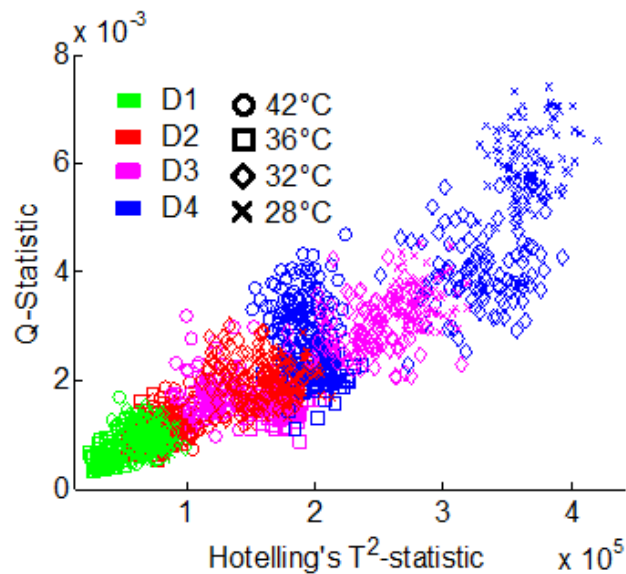


Figura 30: Índices estadísticos de las señales sensadas a para cada estado de deformación a diferentes temperaturas, obtenidos de un modelo PCA expandido

Cuando la clasificación la metodología se aplica sobre un rango de temperaturas menor los índices estadísticos para cada uno de los grados de deformación obtenidos tienden a estar mejor agrupados que cuando el rango de temperaturas es mayor. La figura 31 muestra el desempeño del clasificador en 10 iteraciones. La figura 32 muestra los índices estadísticos obtenidos del modelo PCA extendido para las mismas temperaturas.

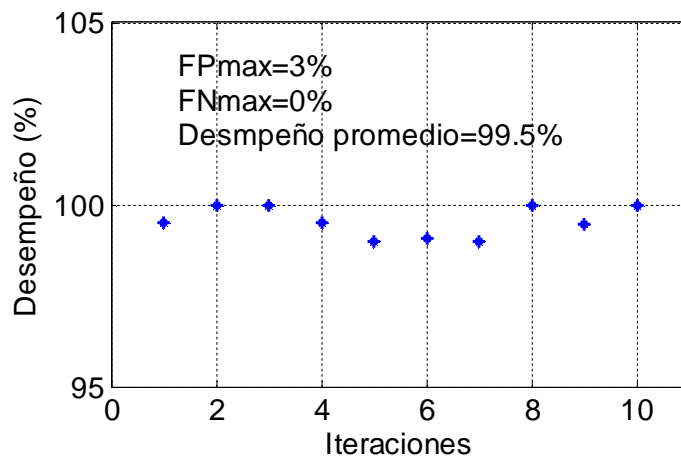


Figura 31: desempeño clasificador mediante validación cruzada de 10 iteraciones.

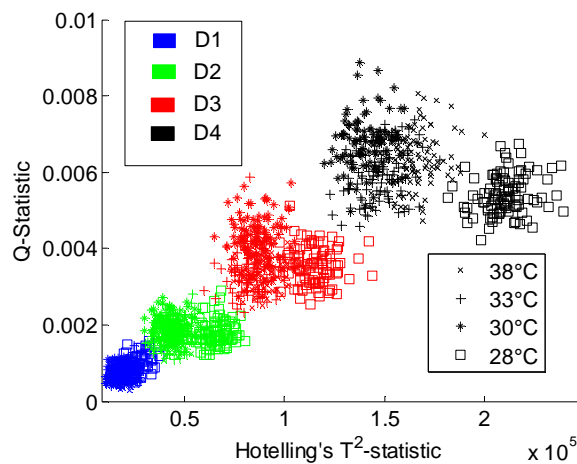


Figura 32: Índices estadísticos de las señales sensadas a para cada estado de deformación a diferentes temperaturas, obtenidos de un modelo PCA expandido

5.2.3 Clasificación mediante Prueba de Hipótesis Estadística de señales adquiridas ante variaciones de temperatura

Esta técnica de clasificación se utiliza únicamente con la metodología basada en la selección de un modelo estadístico por cada temperatura. Esto se hace así ya que se observó que los resultados de clasificación son mejores con esta metodología. Con el propósito de clasificar los datos adquiridos, se comparan las poblaciones de los índices calculados para cada uno de los escenarios que se definen de referencia con datos extraídos de experimentos posteriores. La validación se hace comparando solo 2 muestras adquiridas con los escenarios de referencia con el propósito de observar la viabilidad de un sistema de clasificación online. La comparación se realiza por medio del estadístico de prueba descrito en la ecuación 2.5.

La hipótesis nula, que es la hipótesis que se supone verdadera, es que el conjunto de datos correspondiente a un escenario de deformación de prueba, es similar a otro conjunto de datos correspondiente a un escenario de deformación ya conocido. La conclusión es que los escenarios que son similares son los que obtengan el estadístico de prueba t más cercano a cero. La clasificación es correcta cuando los dos conjuntos de datos que resultan ser similares corresponden al mismo escenario de deformación.

En la tabla 10 se muestra 10 experimentos en el que se adquirieron dos muestras cuando el tubo tenía una deflexión de 1 cm. Los 10 experimentos son 10 casos en el que se valida la clasificación. Las dos muestras tomadas en cada caso se comparan con los índices Q de los 5 escenarios de referencia.

Tabla 10: Clasificación de dos muestras tomadas de 10 experimentos diferentes con una deflexión de 1 cm (Caso D1) y comparadas con cada uno de los escenarios de deformación por medio del estadístico de prueba.

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10
UND	- 15,4 6	- 16,6 7	- 29,4 9	- 14,5 8	-8,8	- 23,1 1	- 17,0 5	- 13,8 9	-34,9	- 22,8 2
D1	-4	-4,71	-8,26	-5,08	- 24,5 2	-0,39	-2,8	-2,94	- 16,7 2	-9,17
D2	9,29	69,7 6	20,7 6	19,7 1	20,4 4	12,7 9	48,3 5	44,2 9	40,5 7	3,92
D3	78,5 6	72,7	27,6 3	37,6 5	169, 1	100, 2	165, 4	127, 8	114, 9	31,8 2
D4	84,5 7	214, 9	71,3 5	64,4 5	43,3 6	105	96,4 7	65,7 6	118, 6	216, 1

A partir de los resultados de la tabla 10 se puede observar que el estadístico de prueba t, tiende a cero cuando el escenario de prueba corresponde al escenario de deformación asociado mientras que se aleja de cero cuando los escenarios de deformación son diferentes. El estadístico de prueba t se puede utilizar como criterio para establecer si las muestras están cercanas a un escenario de deformación.

De la tabla 10 se observa que en los 10 casos en que se validó la clasificación solo en dos casos, E5 y E10, la clasificación fue errónea, ya que el valor mínimo absoluto no ocurre en D1, que corresponde a una deflexión de 1 cm. De esta manera se concluye que adquiriendo solo dos señales de la tubería para proyectar al modelo estadístico base y realizar la clasificación, se tiene un 80% de probabilidad de clasificar correctamente

La clasificación se lleva a cabo probando con 2, 5 y 10 muestras de los índices Q estadístico para hacer la comparación. En la tabla 11 se muestra la tasa de efectividad de las pruebas de clasificación realizadas.

Tabla 11: Porcentaje de aciertos en la clasificación de escenarios a una temperatura de 28°C para

# Capturas	2	5	10
UND	80%	100%	100%
D1	80%	100%	100%
D2	50%	60%	60%
D3	80%	100%	100%
D4	40%	70%	70%

Tabla 12: Porcentaje de aciertos en las clasificaciones realizadas A 32°C

# Capturas	2	5	10
UND	100%	100%	100%
D1	90%	100%	100%
D2	80%	100%	100%
D3	80%	80%	80%
D4	50%	90%	100%

Tabla 13: Porcentaje de aciertos en las clasificaciones realizadas de los escenarios de deformación a 36°C

# Capturas	2	5	10
------------	---	---	----

UND	100%	100%	100%
D1	90%	100%	100%
D2	100%	100%	100%
D3	80%	90%	90%
D4	100%	100%	100%

Tabla 14: Porcentaje de aciertos en las clasificaciones realizadas de los escenarios de deformación a 42°C

# Capturas	2	5	10
UND	100%	100%	100%
D1	90%	100%	100%
D2	80%	100%	100%
D3	100%	100%	100%
D4	90%	100%	100%

Con el propósito de clasificar el estado de deformación al que pertenecen las muestras adquiridas en diferentes temperaturas se debe obtener una base de datos de los modelos estadísticos PCA para diferentes temperaturas. El modelo estadístico que se debe aplicar depende de la temperatura a la que se encuentre la tubería.

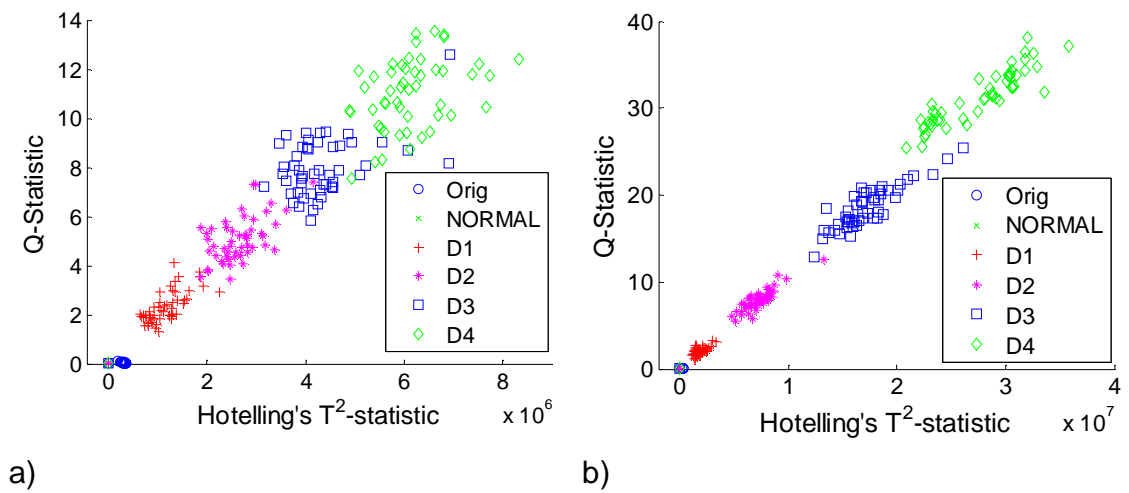
Con el propósito de clasificar el estado de deformación al que pertenecen las muestras adquiridas en diferentes temperaturas se debe obtener una base de datos de los modelos estadísticos PCA para diferentes temperaturas. El modelo estadístico que se debe aplicar depende de la temperatura a la que se encuentre la tubería.

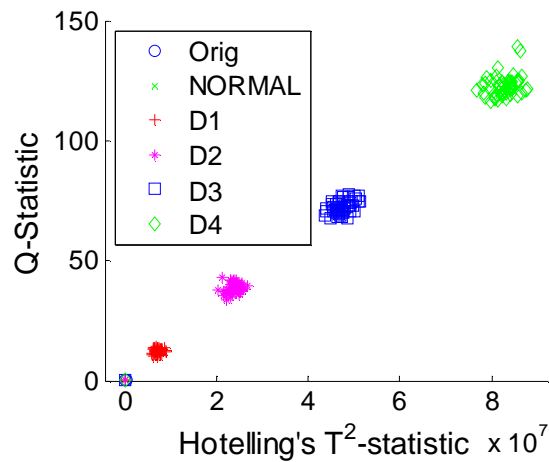
5.3 DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE DEFORMACIONES EN CONDICIONES DE FLUJO ESTABLE.

Para aplicar la metodología de la sección 3 se emularon los cuatro escenarios de deformación elástica y el escenario nominal descritos en la tabla 1 sobre el esquema de experimentación como se observa en la figura 31.



Figura 33: Laboratorio de pruebas deformaciones en condiciones de flujo estable
 Los índices estadísticos calculados para los escenarios de deformación a tres velocidades de flujo diferente se muestran en la figura 32. Se observa que a menor velocidad de flujo los índices estadísticos T^2 y Q son mayores.

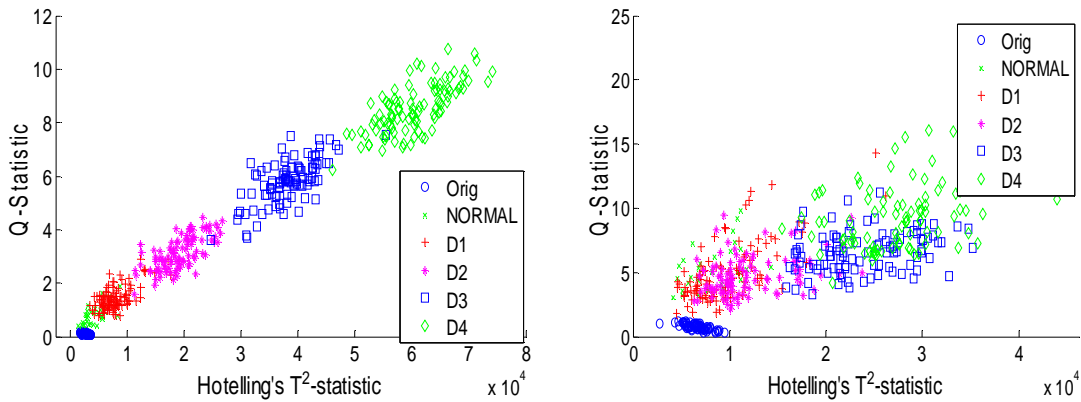




c)

Figura 34: Índices Q y T^2 estadístico a diferentes velocidades de flujo a) 0.33 m/s, b) 0.25 m/s, c) 0.16 m/s.

En el procesamiento previo a la aplicación de PCA, el filtrado se hace con el propósito de eliminar el ruido, sin embargo, PCA es capaz de distinguir los diferentes grados de deformación sin la presencia del filtrado (ver figura 33a). Por otro lado, la etapa de promediado es necesaria para que PCA pueda distinguir los grados de deformación (Ver figura 33b)



a)

b)

Figura 35: Índices estadísticos en la monitorización de deformaciones a) sin aplicar filtro, b) sin aplicar promedio

Clasificación mediante red neuronal Perceptrón Multicapa para flujo estable

Para realizar la clasificación se entrenó un perceptrón multicapa mediante el algoritmo *back propagation*. La estructura de la red es una capa de entrada con dos neuronas, una capa oculta de 20 neuronas y una capa de salida de 5 neuronas. Las dos neuronas de entrada corresponden a los índices T^2 y Q estadístico. Las 5

neuronas de salida corresponden a un arreglo binario que indican la pertenencia a uno de los 5 estados de deformación elástica.

Se tienen 500 muestras representadas mediante dos variables que son los índices estadísticos T^2 y Q estadístico. Las 500 muestras están divididas en 100 muestras por cada estado de deformación, es decir, hay cinco estados de deformación de las que se tomaron 100 muestras. De las 500 muestras se tomaron el 80% de las muestras aleatoriamente para realizar entrenamiento del clasificador y se dejó el 20% restante de las muestras para la validación. Para cada una de las velocidades de flujo se muestran dos matrices de confusión: Una matriz de confusión que muestra el error de entrenamiento y otra que muestra el error en validación. Estos resultados se muestran de las figuras 38 a 40.

Tabla 15: Porcentaje de aciertos en la clasificación de muestras tomadas en diferentes estados de deformación para un caudal de 0.33 m/s

Estado de deformación	Entrenamiento	validación
UND	100%	100%
D1	95.1%	100%
D2	91%	81.8%
D3	88.3%	82.6%
D4	96.3	90%
Desempeño global	94.3%	90%

De la tabla 14 se puede observar que al clasificar las mismas muestras que se usaron para entrenar la red neuronal se obtiene un 94.3% de efectividad en la clasificación. Las muestras de la clase 1 siempre fueron clasificadas correctamente ya que el modelo estadístico usado representa el comportamiento de esta clase. Al clasificar las muestras de validación en la red neuronal se obtiene un 90% de efectividad en la clasificación. En el estado de deformación D1 se observa que la clasificación fue mejor para las muestras de validación que para las muestras de entrenamiento. Esto puede deberse a que las muestras que tomó aleatoriamente para el entrenamiento tengan un comportamiento estadístico que se diferencia en alguna medida de las que fueron tomadas para validación

A continuación se muestran los resultados de clasificación para cada uno de los caudales experimentados

Tabla 16: porcentaje de aciertos en la clasificación de los estados de deformación para tres caudales diferentes.

Velocidad del flujo (m/s)	Porcentaje de aciertos
0.33	90%

0.24	99%
0.16	100%

A partir de estos resultados se puede observar una clasificación con 100% de desempeño cuando el flujo es de 0.16m/s. Sin embargo el desempeño de clasificación disminuye mientras aumenta el caudal de flujo.

Clasificación mediante Prueba de Hipótesis Estadística para flujo estable

Para realizar la clasificación se adquirieron un conjunto de señales para cada grado de deformación y velocidad de flujo experimentado. Con estas señales se tienen los escenarios de deformación de referencia

Posteriormente se volvieron a adquirir señales en los mismos escenarios de deformación para realizar una validación y comprobar que la metodología sí reconoce el grado de deformación. Se realizaron 10 experimentos diferentes para obtener nuevas señales. Estas señales adquiridas se proyectaron sobre el modelo estadístico PCA ya creado para obtener nuevos índices Q y T^2 estadístico. Estos índices se comparan con los escenarios de referencia por medio de la prueba de Hipótesis Estadística calculando el estadístico de prueba t .

En la tabla 16 se muestra el estadístico de prueba t , calculado para comparar 2 muestras tomadas a 1 cm de deflexión con las poblaciones de muestras de los 5 escenarios de deformación.

Tabla 17: Índice t calculado para comparar 2 muestras adquiridas en 10 experimentos a 1 cm de deflexión (Caso D1) con cada uno de los escenarios de deformación con un flujo de 0.16 m/s

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10
UND	- 26,1 3	- 21,3 2	- 1033	- 378, 6	- 57,5 6	- 694, 8	- 32,7 0	- 196, 8	- 63,7 5	- 37,2 8
D1	106, 8	7,84 8	13,9 7	5,51	6,93	-8,23	- 10,8 4	-48,9	- 24,9 4	- 29,1 7
D2	80,2 8	90,3	159, 3	114, 2	69,7	61,9 7	32,5 8	62,2	110, 9	20,1 7
D3	311, 5	282, 4	264, 8	294, 6	92,6 1	228, 7	55,7 9	220, 9	153, 6	108, 2
D4	177, 4	287	172, 9	283, 7	230, 8	253, 3	177, 2	182, 1	245, 7	191, 4

De la tabla 16 se observa que en los 10 casos en que se validó la clasificación solo en dos casos, E1 y E10, la clasificación fue errónea, ya que el valor mínimo en valor absoluto no ocurre en D1, que corresponde a una deformación de 1 cm. De esta manera se concluye que adquiriendo solo dos señales de la tubería para proyectar al modelo estadístico base y realizar la clasificación, se tiene un 80% de probabilidad de clasificar correctamente

En las tablas 17, 18 y 19 se muestran los porcentajes de aciertos calculados al tomar 2, 5 y 10 muestras para clasificar muestras tomadas en cada uno de los escenarios de deformación.

Tabla 18: Porcentaje de aciertos en la clasificación de escenarios con un flujo de 0.33

# Capturas	2	5	10
UND	100%	100%	100%
D1	90%	90%	100%
D2	80%	80%	100%
D3	70%	90%	100%
D4	100%	100%	100%

Tabla 19: Porcentaje de aciertos en la clasificación de escenarios con un flujo de 0.24

# Capturas	2	5	10
UND	100%	100%	100%
D1	100%	100%	100%
D2	100%	100%	100%
D3	80%	100%	100%
D4	100%	100%	100%

Tabla 20: Porcentaje de aciertos en la clasificación de escenarios con un flujo de 0.16 m/s

# Capturas	2	5	10
UND	100%	100%	100%
D1	80%	100%	100%
D2	90%	100%	100%
D3	70%	80%	100%
D4	100%	100%	100%

A partir de estos resultados se puede observar una clasificación relativamente buena cuando los flujos son de 0.16m/s y 0.24m/s mientras que el porcentaje de aciertos en la clasificación disminuye a un flujo de 0.33m/s. Esto muestra una disminución en la robustez de clasificación cuando la velocidad de flujo aumenta.

Para que la metodología sea robusta a los cambios en la velocidad de flujo se requiere conocer cuál es la velocidad de flujo para saber cuál de los modelos de flujo se deben aplicar. Una opción es simplemente medir el caudal mediante la instrumentación adecuada. Otra opción es utilizar un índice estadístico que se relacione con este valor de forma aproximada. Para lograr esto, se utiliza el valor RMS ya que este valor cambia al variar las velocidades de flujo sin importar el grado de deformación utilizado en la prueba.

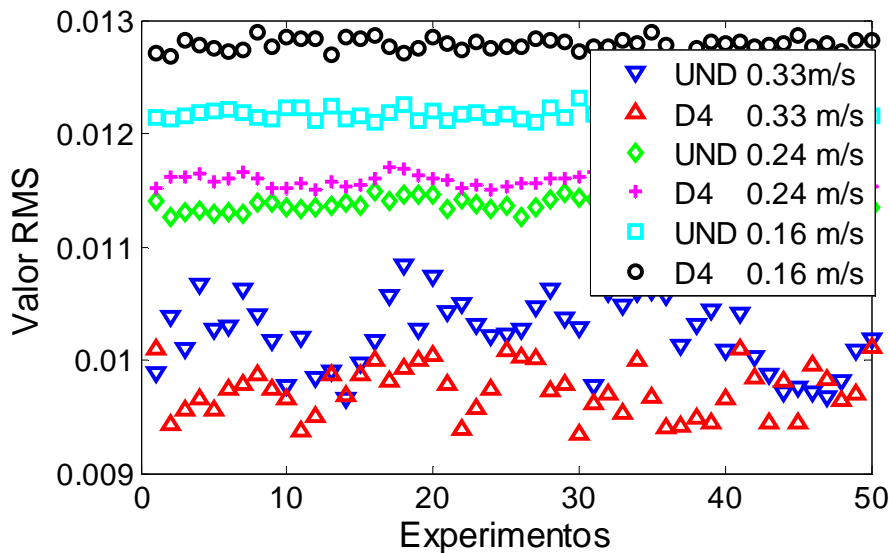


Figura 36: Valor RMS para las diferentes velocidades de flujo y para los grados de deformación extremos utilizados en las pruebas

En la figura 35 se puede observar que mientras la velocidad de flujo aumenta, el valor RMS de la señal disminuye, es decir, a mayor caudal de flujo, menor es la energía de la señal sensada. Mediante estos valores de RMS se puede estimar cuál es la velocidad de flujo de la señal sensada para de esta forma saber cuál es el modelo PCA sobre el que se deben proyectar los datos.

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

6.1 CONCLUSIONES

Se puede detectar y cuantificar el grado de deformación de una tubería metálica de acero carbono mediante una metodología basada en las técnicas estadísticas: Correlación de señales, Análisis de Componentes Principales, Prueba de Hipótesis Estadística, Redes neuronal Perceptrón Multicapa.

Por medio de un modelo estadístico del estado nominal de la tubería basado PCA, se puede diferenciar gráficamente entre diferentes estados de deformación elástica. Esto se logra proyectando señales tomadas de diferentes estados de deformación sobre el modelo base PCA.

La propagación de ondas guiadas en tuberías metálicas permite monitorizar deformaciones elásticas en tuberías metálicas, ya que estas llevan información referente a cambios de deformación en la tubería: desfase de la onda guiada, cambio en la energía de la onda.

El efecto de la temperatura en la onda guiada es mucho más fuerte que el efecto de una deformación elástica producida por un esfuerzo mecánico. Sin embargo, se puede reducir el efecto de la temperatura y extraer la información de la deformación mediante un procesamiento de señales adecuado y el uso de Análisis de Componentes Principales.

Se observó que el flujo de líquido afecta enormemente el patrón de onda, por tanto, en la metodología de monitorización se hace uso de un número mayor de señales adquiridas para el diagnóstico y se deben generar un modelo del estado de la tubería para cada velocidad de flujo.

La literatura reporta que con ondas longitudinales no se recomienda realizar monitorización de anomalías en tuberías ya que estas están sujetas a otras perturbaciones ajenas al estado de la tubería como el flujo de líquido dentro y fuera de este. Sin embargo, en este trabajo se muestra que se puede extraer la información relacionada con la deformación elástica y reducir el efecto del flujo en la onda guiada.

Experimentalmente se observa que el valor RMS de la señal cambia en función de la velocidad del flujo de agua dentro de la tubería. De esto se puede inferir que el valor RMS sirve como criterio para seleccionar el modelo PCA que se debe aplicar de acuerdo con el flujo, sin embargo, al implementar la metodología propuesta en este trabajo, en un sistema online, se puede obtener la medida del caudal por medio de sensores de caudal.

La metodología utilizada para monitorizar deformaciones es sensible al envejecimiento del acoplante y del piezoeléctrico utilizado. Los efectos observados en las ondas guiadas debido a variaciones en la temperatura se deben no solo al

cambio de temperatura en la tubería sino al cambio en temperatura en el piezoeléctrico y acoplante.

La metodología utilizada para realizar el diagnóstico de la tubería en este trabajo se puede adaptar a un sistema de monitorización online en trabajos futuros, ya que, la metodología requiere capturar solo una muestra o señal sensada para proyectar sobre los modelos estadísticos construidos y realizar la clasificación. Este no es el caso cuando hay flujo dentro de la tubería, ya que es necesario adquirir un conjunto de señales y que a partir de un promedio de estas se obtenga la señal que se debe proyectar al modelo. En este trabajo se obtuvieron buenos resultados usando 10 señales sensadas.

Los modelos estadísticos creados a partir de deformaciones a diferentes temperaturas son tienden a ser más robustos mientras el rango de temperaturas con el que se crea el modelo sea menor. Esta conclusión se obtiene al observar el desempeño por validación cruzada de la clasificación mediante una red neuronal perceptrón multicapa.

6.2 TRABAJOS FUTUROS

- Estudiar el efecto de las deformaciones en las ondas guiadas en condiciones de temperatura isotérmicas.
- Realizar un estudio más extenso del esquema propuesto incluyendo caudales de tipo turbulento y transitorio además de otros fluidos diferentes al agua.
- Realizar un estudio que incluya variaciones del porcentaje de humedad relativa grandes ante condiciones de temperatura constante.
- Distinguir usando FEA el desfase por expansión térmica, del desfase por cambio de propiedades con la temperatura, específicamente el módulo de Young.
- Adaptar la metodología a un procedimiento de monitorización online.
- Adaptar la metodología de monitorización de deformaciones para realizar pruebas en campo ante condiciones operacionales y ambientales reales.
- Realizar un estudio que incluya el efecto de las dimensiones y propiedades del transductor piezoeléctrico y del acoplante utilizado, como módulo de Young, espesor y límite elástico, en la metodología de monitorización presentada.
- Realizar análisis del desempeño y robustez de la metodología en condiciones operacionales diferentes como flujo de gas.

7. REFERENCIAS

- [1] Daniel Balageas, Claus-Peter Fritzen, Alfredo Gomez, "Structural Health Monitoring", ISBN: 978-1-905209-01-9, Wiley-ISTE, February 2006.
- [2] Rose, J. L. (2004). "Ultrasonic waves in solid media", Cambridge, university press.
- [3] Rytter, A. "Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures," Department of Building Technology and Structural Engineering, University of Aalborg, Fracture and Dynamics, No 44, Vol R9314, DK 9000 Aalborg, Denmark CA 91770.
- [4] Z. Su, L. Ye, "Identification of Damages Using Lamb Waves. From Fundamentals to Applications," Lecture Notes in applied and computational mechanics, Vol 48, Springer, ISBN: 978-1-84882-783-7, 2009.
- [5] Gomez A, Fernandez-Lopez A, Soller B, "Optical Fiber distributed sensing-physical principles and applications," Structural Health Monitoring, 2010.
- [6] Qian J. W., Sun L. C., Shen, L. Y., Zhang, Y. N., "On sensing apparatus for bending deformation in trenchless underground pipeline detection ," Optics and precision Engineering, 2.
- [7] Di, H. T., & Fu, Y. L., "Three dimensional reconstruction of curved shape based on curvature fiber optic sensor", *Guangxue Jingmi Gongcheng (Optics and Precision Engineering)*, 18(5), 1092-1098.
- [8] Atherton, D. L., "Magnetic inspection is key to ensuring safe pipelines. *Oil and Gas Journal*", (USA), 87(32), 1989.
- [9] Van Duzer, T., & Turner, C. W. "Principles of superconductive devices and circuits", 1989.
- [10] Kuroda, M., Yamanaka, S., & Isobe, Y., "Detection of plastic deformation in low carbon steel by SQUID magnetometer using statistical techniques.", *NDT & E International*, 38(1), 53-57, 2005.

- [11] Kuroda, M., Yamanaka, S., Yamada, K., & Isobe, Y., "Detection of plastic deformation and fatigue damage in pressure vessel steel by leakage magnetic flux sensors", *50(9Appendix)*, 213-218, 2001.
- [12] Burkhardt, G. L., & Crouch, A. E., "Detection of localized plastic deformation in pipelines using the nonlinear harmonics method". *Nontraditional Methods of Sensing Stress, Strain, and Damage in Materials and Structures*, 101-114, 1999.
- [13] Pozar, D. M., "*Microwave engineering.*" John Wiley & Sons, 2009.
- [14] Maita Y, Haga N, Motojima K, "Deformation detection method in a circular metallic tube using microwaves", *Antennas and Propagation (IEICE-AP)*, 2013.
- [15] Mosayebi, R., Sheikhzadeh, H., Golsorkhi, M. S., Hejazi, M. S. A., & Gharehpetian, G. B., "Detection of Winding Radial Deformation in Power Transformers by Confocal Microwave Imaging", *Electric Power Components and Systems*, *42(6)*, 605-611.
- [16] Piezoelectric Transducers and Applications. Berlin, Heildeberg: Springer, 2008.
- [17] Mujica, L. E., Rodellar, J., Fernandez, A., & Guemes, A., "Q-statistic and T²-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures. *Structural Health Monitoring*," 1475921710388972, 2010.
- [18] Quek, S. T., Wang, Q., Zhang, L., & Ong, K. H., " Practical issues in the detection of damage in beams using wavelets. *Smart Materials and Structures*", *10(5)*, 1009, 2001.
- [19] Yeh CH, Yang CH. Characterization of mechanical and geometrical properties of a tube with axial and circumferential guided waves. *Ultrasonics* 2011;*51*:472–9. doi:10.1016/j.ultras.2010.11.013.
- [20] Qu J, Liu G. Effects of residual stress on guided waves in layered media. *Rev Prog Quant NDE* 1998;*17*:1635–42.
- [21] F. Chen y P. Wilcox, «The effect of Load on Guided Wave Propagation,» *Ultrasonics*, vol. 47, pp. 111-122, 2007.
- [22] Stobbe D. Acoustoelasticity in 7075-T651 Aluminum and Dependence of Third Order Elastic Constants on Fatigue Damage. *Civ Eng* 2005;*79*. doi:http://hdl.handle.net/1853/7184.
- [23] An Y-K, Sohn H. Integrated impedance and guided wave based damage detection. *Mech Syst Signal Process* 2012;*28*:50–62. doi:10.1016/j.ymsp.2011.11.016.
- [24] N. Ghandi, Determination of Dispersion Curves for Acoustoelasticity Lamb Wave Propagation, Master Thesis, Georgia Institute of Technology, 2010.
- [25] Lempriere B.M., *Ultrasound Elastic Waves*, Elsevier Science, 2002.
- [26] Lu Y, Michaels JE. A methodology for structural health monitoring with diffuse ultrasonic waves in the presence of temperature variations. *Ultrasonics* 2005;*43*:717–31. doi:10.1016/j.ultras.2005.05.001.
- [27] Serway, R., & Jewett, J. (2012). *Principles of physics: a calculus-based text*(Vol. 1). Nelson Education

- [28] Quek, S. T., & Wang, Q., "On dispersion relations in piezoelectric coupled-plate structures". *Smart materials and structures*, 9(6), 859, 2000.
- [29] Quek, S. T., Wang, Q., Zhang, L., & Ang, K. K., "Sensitivity analysis of crack detection in beams by wavelet technique". *International journal of mechanical sciences*, 43(12), 2899-2910, 2001.
- [30] Tua, P. S., Quek, S. T., & Wang, Q., "Detection of cracks in cylindrical pipes and plates using piezo-actuated Lamb waves", *Smart materials and structures*, 14(6), 1325, 2005.
- [31] Chaki, S., & Bourse, G., "Guided ultrasonic waves for non-destructive monitoring of the stress levels in prestressed steel strands", *Ultrasonics*, 49(2), 162-171, 2009.
- [32] Quiroga, J. E., Villamizar, R., Mujica, L. E., Quiroga, J., & Ruiz, M., "Guided Ultrasonic Wave for Monitoring Stress Levels in Pipelines", 7th ECCOMAS Thematic Conference on Smart Structures and Materials, SMART 2015.
- [33] Camacho-Navarro, J., Ruiz, M., Villamizar, R., Mujica, L., Güemes, A., & González-Requema, I., "Study of cross-correlation signals in a data-driven approach for damage classification in aircraft wings", *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 628, No. 1, p. 012129). IOP publishing, 2015.
- [34] Chandaka, S., Chatterjee, A., & Munshi, S., "Cross-correlation aided support vector machine classifier for classification of EEG signals". *Expert Systems with Applications*, 36(2), 1329-1336, 2009.
- [35] Croxford, A. J., Wilcox, P. D., Drinkwater, B. W., & Konstantinidis, G., "Strategies for guided-wave structural health monitoring". In *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* (Vol. 463, No. 2087, pp. 2961-2981). The Royal Society, Noviembre 2007.
- [36] Mujica, L. E., Ruiz, M., Pozo, F., & Rodellar, J., "A structural damage detection indicator based on principal component analysis and statistical hypothesis testing", *Smart Materials and Structures*, 23(2), 025014, 2014.
- [37] Ma, J., Lowe, M. J. S., & Simonetti, F., "Feasibility Study of Blockage Detection inside pipes using Guided Ultrasonic Waves", 17th World Conference on Nondestructive Testing, Shanghai, China, 25-28 Oct 2008.
- [38] Alleyne, D. N., Pavlakovic, B., Lowe, M. J. S., & Cawley, P., "Rapid long-range inspection of chemical plant pipework using guided waves", *Insight-Northampton-Including European Issues*, 43(2), 93-96, 2001
- [39] Na, W. B., Yoon, H. S., "Wave-attenuation estimation in fluid-filled steel pipes: The first longitudinal guided wave mode", *Russian Journal of Nondestructive Testing*, 43(8), 549-554, 2007.
- [40] Ma, J., Lowe, M. J., & Simonetti, F., "Measurement of the properties of fluids inside pipes using guided longitudinal waves", *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 54(3), 647-658, 2007.

- [41] K. J. Shubert, T. B. Block, C. Brauner, A. S. Herrmann, "A Compensation Method to account for Environmental Effects on Active Lamb Waves Based SHM" 4TH International Symposium on NDT in Aerospace 2012.
- [42] W. Navidi. "Estadística para ingenieros y científicos" México. McGraw Hill, 2006.
- [43] Dreyfus, G. (2005). *Neural networks: methodology and applications*. Springer Science & Business Media.

BIBLIOGRAFÍA

Alleyne, D. N., Pavlakovic, B., Lowe, M. J. S., & Cawley, P., "Rapid long-range inspection of chemical plant pipework using guided waves", *Insight-Northampton-Including European Issues*, 43(2), 93-96, 2001

An Y-K, Sohn H. Integrated impedance and guided wave based damage detection. *Mech Syst Signal Process* 2012;28:50–62. doi:10.1016/j.ymssp.2011.11.016.

Atherton, D. L., "Magnetic inspection is key to ensuring safe pipelines. *Oil and Gas Journal*", (USA), 87(32), 1989.

Burkhardt, G. L., & Crouch, A. E., "Detection of localized plastic deformation in pipelines using the nonlinear harmonics method". *Nontraditional Methods of Sensing Stress, Strain, and Damage in Materials and Structures*, 101-114, 1999.

Camacho-Navarro, J., Ruiz, M., Villamizar, R., Mujica, L., Güemes, A., & González-Requema, I., "Study of cross-correlation signals in a data-driven approach for damage classification in aircraft wings", *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 628, No. 1, p. 012129). IOP publishing, 2015.

Chaki, S., & Bourse, G., "Guided ultrasonic waves for non-destructive monitoring of the stress levels in prestressed steel strands", *Ultrasonics*, 49(2), 162-171, 2009.

Chandaka, S., Chatterjee, A., & Munshi, S., "Cross-correlation aided support vector machine classifier for classification of EEG signals". *Expert Systems with Applications*, 36(2), 1329-1336, 2009.

Croxford, A. J., Wilcox, P. D., Drinkwater, B. W., & Konstantinidis, G., "Strategies for guided-wave structural health monitoring". In *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* (Vol. 463, No. 2087, pp. 2961-2981). The Royal Society, Noviembre 2007.

Daniel Balageas, Claus-Peter Fritzen, Alfredo Guemez, "Structural Health Monitoring", ISBN: 978-1-905209-01-9, Wiley-ISTE, February 2006.

Di, H. T., & Fu, Y. L., "Three dimensional reconstruction of curved shape based on curvature fiber optic sensor", *Guangxue Jingmi Gongcheng (Optics and Precision Engineering)*, 18(5), 1092-1098.

Dreyfus, G. (2005). *Neural networks: methodology and applications*. Springer Science & Business Media.

F. Chen y P. Wilcox, «The effect of Load on Guided Wave Propagation,» *Ultrasonics*, vol. 47, pp. 111-122, 2007.

Guemez A, Fernandez-Lopez A, Soller B, “Optical Fiber distributed sensing-physical principles and applications,” *Structural Health Monitoring*, 2010.

K. J. Shubert, T. B. Block, C. Brauner, A. S. Herrmann, “A Compensation Method to account for Environmental Effects on Active Lamb Waves Based SHM” 4TH International Symposium on NDT in Aerospace 2012.

Kuroda, M., Yamanaka, S., & Isobe, Y., “Detection of plastic deformation in low carbon steel by SQUID magnetometer using statistical techniques.”, *NDT & E International*, 38(1), 53-57, 2005.

Kuroda, M., Yamanaka, S., Yamada, K., & Isobe, Y., “Detection of plastic deformation and fatigue damage in pressure vessel steel by leakage magnetic flux sensors”, 50(9Appendix), 213-218, 2001.

Lempriere B.M., *Ultrasound Elastic Waves*, Elsevier Science, 2002.

Lu Y, Michaels JE. A methodology for structural health monitoring with diffuse ultrasonic waves in the presence of temperature variations. *Ultrasonics* 2005;43:717–31. doi:10.1016/j.ultras.2005.05.001.

Ma, J., Lowe, M. J. S., & Simonetti, F., “Feasibility Study of Blockage Detection inside pipes using Guided Ultrasonic Waves”, 17th World Conference on Nondestructive Testing, Shanghai, China, 25-28 Oct 2008.

Ma, J., Lowe, M. J., & Simonetti, F, “Measurement of the properties of fluids inside pipes using guided longitudinal waves”, *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, IEEE Transactions on, 54(3), 647-658, 2007.

Maita Y, Haga N, Motojima K, “Deformation detection method in a circular metallic tube using microwaves”, *Antennas and Propagation (IEICE-AP)*, 2013.

Mosayebi, R., Sheikhzadeh, H., Golsorkhi, M. S., Hejazi, M. S. A., & Gharehpetian, G. B., “Detection of Winding Radial Deformation in Power Transformers by

Confocal Microwave Imaging”, *Electric Power Components and Systems*, 42(6), 605-611.

Mujica, L. E., Rodellar, J., Fernandez, A., & Guemes, A., “Q-statistic and T²-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures.” *Structural Health Monitoring*, 1475921710388972, 2010.

Mujica, L. E., Ruiz, M., Pozo, F., & Rodellar, J., “A structural damage detection indicator based on principal component analysis and statistical hypothesis testing”, *Smart Materials and Structures*, 23(2), 025014, 2014.

N. Ghandi, Determination of Dispersion Curves for Acoustoelasticity Lamb Wave Propagation, Master Thesis, Georgia Institute of Technology, 2010.

Na, W. B., Yoon, H. S., “Wave-attenuation estimation in fluid-filled steel pipes: The first longitudinal guided wave mode”, *Russian Journal of Nondestructive Testing*, 43(8), 549-554, 2007.

Piezoelectric Transducers and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008.

Pozar, D. M., “*Microwave engineering*.” John Wiley & Sons, 2009.

Qian J. W., Sun L. C., Shen, L. Y., Zhang, Y. N., “On sensing apparatus for bending deformation in trenchless underground pipeline detection ,” *Optics and precision Engineering*, 2.

Qu J, Liu G. Effects of residual stress on guided waves in layered media. *Rev Prog Quant NDE* 1998;17:1635–42.

Quek, S. T., & Wang, Q., “On dispersion relations in piezoelectric coupled-plate structures”. *Smart materials and structures*, 9(6), 859, 2000.

Quek, S. T., Wang, Q., Zhang, L., & Ang, K. K., “Sensitivity analysis of crack detection in beams by wavelet technique”. *International journal of mechanical sciences*, 43(12), 2899-2910, 2001.

Quek, S. T., Wang, Q., Zhang, L., & Ong, K. H., “Practical issues in the detection of damage in beams using wavelets. *Smart Materials and Structures*”, 10(5), 1009, 2001.

Quiroga, J. E., Villamizar, R., Mujica, L. E., Quiroga, J., & Ruiz, M, "Guided Ultrasonic Wave for Monitoring Stress Levels in Pipelines", 7th ECCOMAS Thematic Conference on Smart Structures and Materials, SMART 2015.

Rose, J. L. (2004). "Ultrasonic waves in solid media", Cambridge, university press.

Rytter, A. "Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures," Department of Building Technology and Structural Engineering, University of Aalborg, Fracture and Dynamics, No 44, Vol R9314, DK 9000 Aalborg, Denmark CA 91770.

Serway, R., & Jewett, J. (2012). *Principles of physics: a calculus-based text*(Vol. 1). Nelson Education.

Stobbe D. Acoustoelasticity in 7075-T651 Aluminum and Dependence of Third Order Elastic Constants on Fatigue Damage. Civ Eng 2005:79. doi:<http://hdl.handle.net/1853/7184>.

Tua, P. S., Quek, S. T., & Wang, Q., "Detection of cracks in cylindrical pipes and plates using piezo-actuated Lamb waves", Smart materials and structures, 14(6), 1325, 2005.

Van Duzer, T., & Turner, C. W. "Principles of superconductive devices and circuits", 1989.

W. Navidi. "Estadística para ingenieros y científicos" México. McGraw Hill, 2006.

Yeh CH, Yang CH. Characterization of mechanical and geometrical properties of a tube with axial and circumferential guided waves. Ultrasonics 2011;51:472–9. doi:10.1016/j.ultras.2010.11.013.

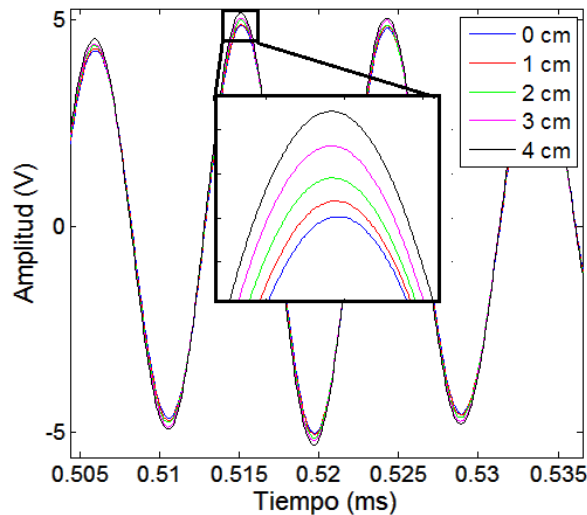
Z. Su, L. Ye, "Identification of Damages Using Lamb Waves. From Fundamentals to Applications," Lecture Notes in applied and computational mechanics, Vol 48, Springer, ISBN: 978-1-84882-783-7, 2009.

ANEXOS

ANEXO A. PERTURBACIONES DE LA ONDA GUIADA

Efecto del esfuerzo mecánico en la onda guiada

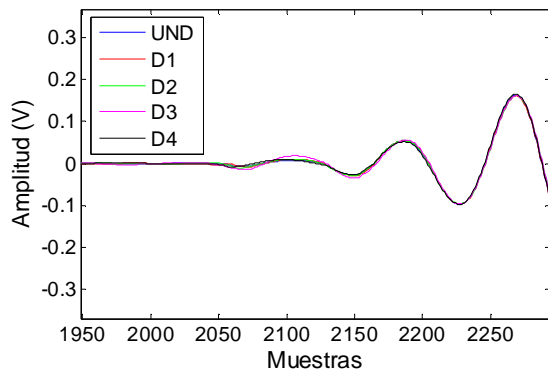
El efecto del esfuerzo mecánico por compresión sobre las ondas guiadas que se propagan en la tubería se puede observar en la figura 36. Los efectos producidos por el aumento del esfuerzo en la tubería son el aumento de amplitud de la onda y la disminución del tiempo de llegada de esta.



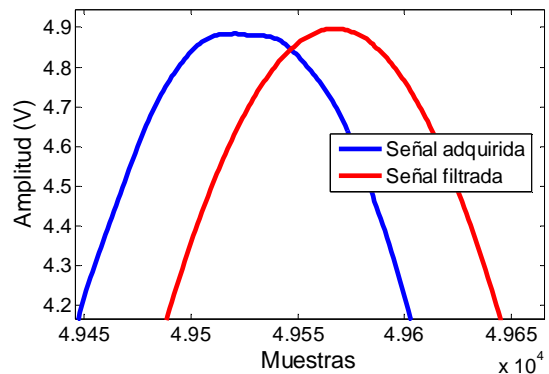
Comparación entre las ondas para los diferentes escenarios. Zoom para observar los cambios de amplitud (Señal amplificada 70 veces)

Debido a que algunas veces la primera cresta que aparece en la señal sensada tiene muy poca energía es difícil establecer su tiempo de llegada (Ver figura 43a). Por esta razón, se observa el tiempo de llegada del máximo pico de la onda ya que en ese punto es más fácil observar el desfase de la onda.

Las señales sensadas suelen presentar errores de suavizado durante la captura de la señal por el osciloscopio (ver figura 37b azul). Estos errores hacen difícil observar con exactitud donde y cuando ocurren los máximos picos en las señales. Para eliminar estos errores se utilizó el filtro paso banda suavizando los picos de la onda sensada (ver figura 37b rojo).



a)



b)

a) Tiempo de llegada de la señal sensada, b) Comparación de la forma del pico entre la señal adquirida y la misma señal filtrada

En la Tabla 20 se muestran los tiempos de llegada de los picos máximos para cada uno de los escenarios de deformación de la tabla 1. Aunque la diferencia entre los tiempos de llegada no parece significativa, los tiempos de llegada se obtienen promediando un conjunto de 100 señales adquiridas por cada estado de deformación. Estos tiempos fueron medidos contando el número de muestras que se desplazan los picos de las ondas.

Variación en amplitud y tiempo de llegada de la onda guiada ante variaciones en el esfuerzo.

Escenario	Esfuerzo en el punto de carga (MPa)	Amplitud del máximo pico	Tiempo de llegada del máximo pico (us)
UND	-11.0014	5.0312	529.36
D1	-0.07288	5.0370	529.3392
D2	10.3127	5.1346	529.298
D3	20.9645	5.1913	529.29
D4	31.6223	5.3031	529.28

Al comparar UND con D4, se puede observar que el desfase causado por una variación en el esfuerzo de 42.62 MPa y una deformación por unidad de longitud de $202.96 \cdot 10^{-6}$ es una variación de 80 ns en el tiempo de llegada de la onda, que corresponde a una variación de 0.0015% en la velocidad. La amplitud aumenta en 271 mV que corresponde a una variación de un 5,4%. De estas variaciones en la onda se puede concluir que las variaciones de deformación elástica en la tubería

afectan más a la amplitud de la onda que su tiempo de llegada o velocidad de propagación.

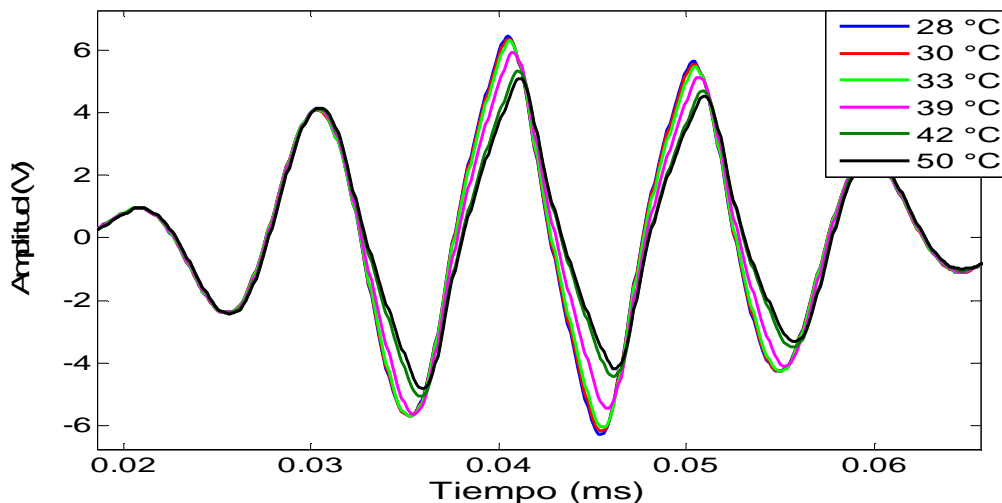
Efecto de la temperatura en las ondas guiadas

El principal problema en la detección de deformaciones debida a esfuerzos mecánicos es que los efectos de la temperatura sobre la onda guiada son los mismos que los producidos por el esfuerzo mecánico: cambio de velocidad de la onda y cambio de distancia. Esto hace difícil distinguir si la variación en la onda es producto de cambios de temperatura o de deformación mecánica.

El efecto de la temperatura debe tenerse en cuenta no solo en la estructura sino en el sistema de senso-actuación utilizado. Las variaciones de temperatura también afectan las propiedades del transductor piezoeléctrico utilizado y el acoplante entre el transductor y el piezoeléctrico.

Efecto de la temperatura en la señal de actuación

La señal eléctrica que se aplica sobre el actuador piezoeléctrico se ve afectada por las variaciones de temperatura. El efecto de la temperatura sobre el piezoeléctrico y acoplante puede observarse en la señal de excitación (ver figura 38). Esta señal se mide aplicando las puntas del osciloscopio entre la salida del amplificador y las entradas del actuador. Al aumentar la temperatura, algunas de las crestas de la señal de excitación disminuyen su amplitud y presentan un achatamiento en sus picos.



Señal de excitación medida en el actuador piezoeléctrico a diferentes temperaturas de prueba

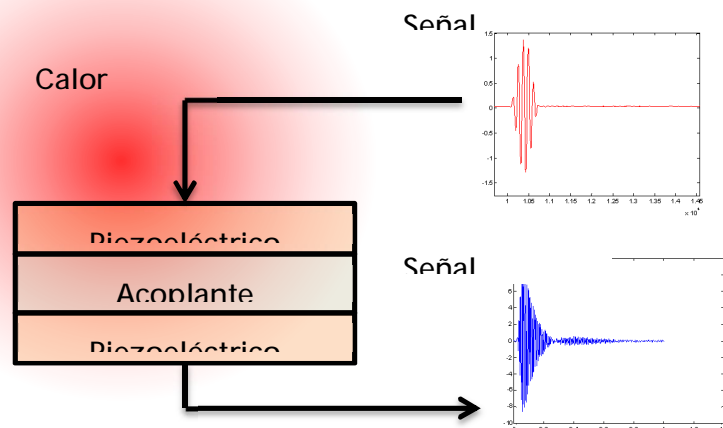
Efecto de la temperatura en las ondas sensadas

a) Efecto de la temperatura sobre el piezoeléctrico y acoplante

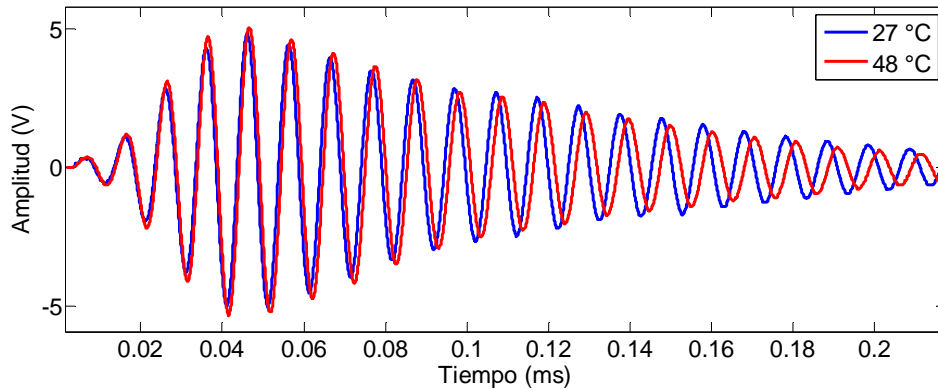
El efecto de la temperatura en el transductor piezoeléctrico se observa experimentalmente siguiendo el esquema de la figura 45. Los piezoeléctricos actuador y sensor se unen a lo largo de toda la superficie de contacto por medio de cianocrilato. Se usa uno de los bombillos de halógeno infrarrojo descritos anteriormente para aumentar la temperatura del sistema.

Para diferentes valores de temperatura se transmitieron pulsos de ondas guiadas entre el actuador y el sensor y se almacenaron las señales sensadas. Para cada señal adquirida se registraron las temperaturas del piezoeléctrico por medio del sensor de temperatura laser.

Se puede observar en la figura 39 un estiramiento de la señal en el tiempo además de una atenuación de amplitud con el aumento de la temperatura.



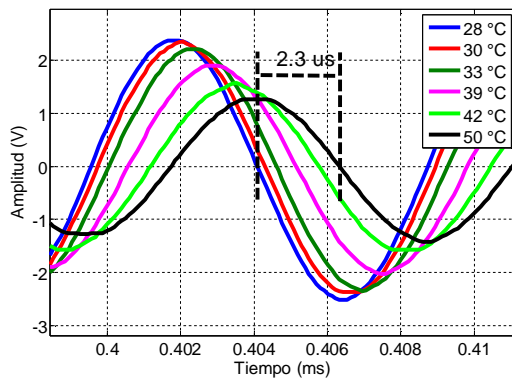
Esquema experimento efecto de temperatura sobre el sensor



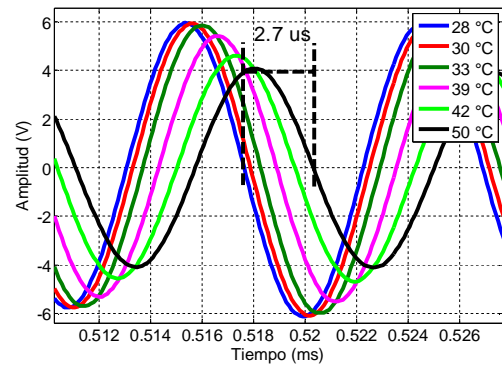
Señal sensada a dos diferentes temperaturas

b) Efecto de la temperatura en la tubería.

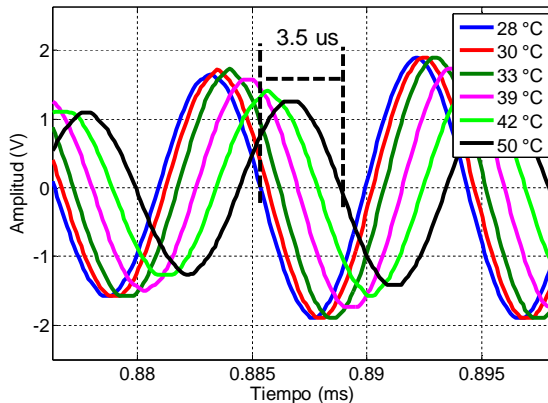
Para realizar este experimento se acoplaron el actuador y sensor piezoeléctrico sobre el tubo. Al igual que en el esquema anterior se utiliza un bombillo para aumentar la temperatura de la tubería hasta alcanzar un punto de temperatura estable. Tanto el bombillo como la misma tubería transfieren calor al piezoeléctrico por tanto, el efecto contempla variación en la temperatura tanto en la tubería como en el piezoeléctrico y el cianocrilato. Mientras la temperatura de la tubería va descendiendo hasta alcanzar la temperatura ambiente se van registrando las ondas guiadas transmitidas.



a)



b)



c)

Efecto de las variaciones de temperatura sobre las ondas guiadas. Se mide el desfase en los cruces por cero entre las ondas a 28° y 50°C en tres intervalos de tiempo diferentes. Los desfases medidos son: a) 2.3 us, b) 2.7 us, c) 3.5 us

En la figura 41 se puede observar como varía el desfase de las señales sensadas a través del tiempo, revelando el cambio de velocidad en las ondas guiadas debida al cambio de temperatura y cambio en distancia. Otro efecto es la disminución de la amplitud de la onda mientras aumenta la temperatura.

Efecto de la humedad relativa

La humedad relativa es la razón entre la cantidad de vapor de agua en el aire con la máxima cantidad de vapor que puede contener el aire a la misma temperatura. La temperatura y la humedad relativa están correlacionadas entre si ya que si la temperatura cambia, la cantidad de vapor de saturación también cambia, reflejándose en el porcentaje de humedad relativa.

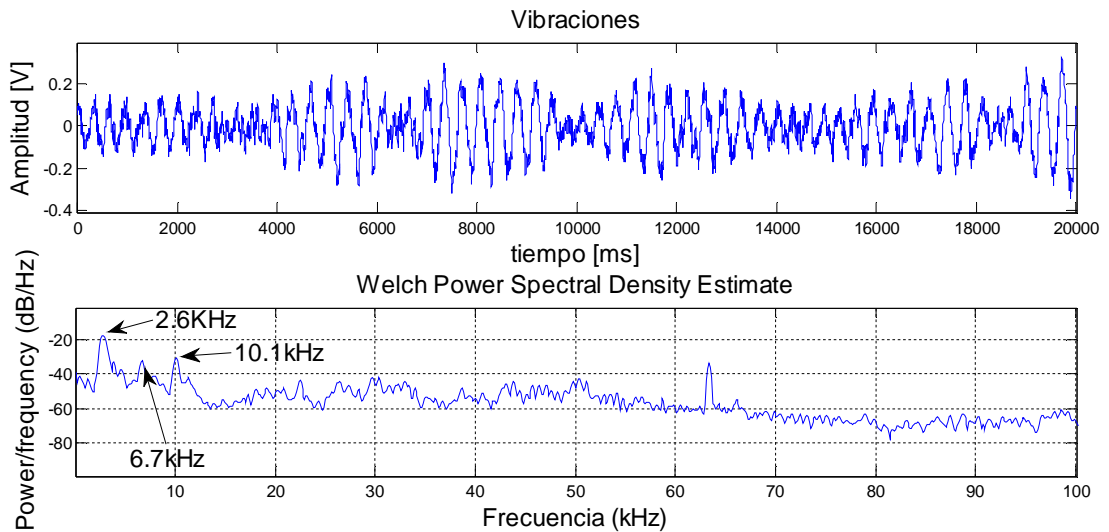
La absorción de humedad no produce cambios relevantes en materiales homogéneos como el acero en comparación con materiales compuestos. La propagación de ondas guiadas es afectada en su amplitud ante variaciones de humedad en materiales compuestos [41].

Efecto del flujo en las ondas guiadas

Los transductores piezoeléctricos usados en este trabajo generan modos longitudinales, por tanto, la señal sensada está sujeta a variaciones producidas no solo por el efecto de la deformación elástica de la tubería sino por el efecto del fluido. Debido a este efecto es necesario implementar un procedimiento para atenuar el efecto del flujo en la propagación de la onda y producir una mejor discriminación de los escenarios de deformación.

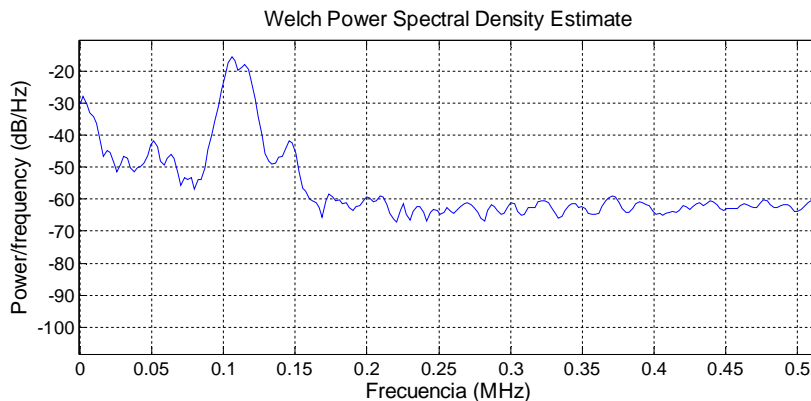
Ruido producido por el flujo a bajas frecuencias

El flujo en la tubería produce variaciones en las ondas que se propagan, enmascarando la información requerida para detectar los cambios de deformación elástica. Con el propósito de observar el ruido producido por el flujo, se adquirieron señales desde el sensor piezoeléctrico sin transmitir ondas guiadas. Estas variaciones corresponden a la señal que se observan en la figura 42. De la densidad espectral de potencia se pueden observar el pico máximo producido por las variaciones en 2,6 kHz además de otros picos en 6,7 kHz y en 10 kHz.

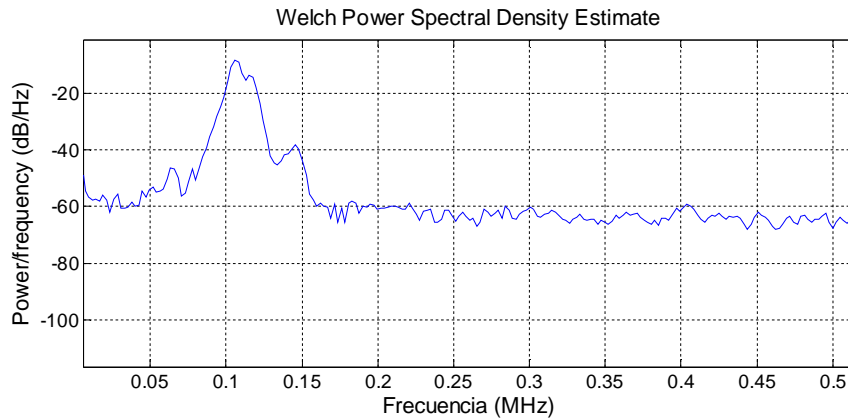


Ruido sentido por el piezoeléctrico debido a las vibraciones producidas por la condición de flujo estable

El efecto de las vibraciones se puede observar al comparar la PSD de una señal adquirida cuando hay flujo en la tubería y cuando no hay. En las figuras 43 y 44 se observa la señal sensada cuando se transmiten ondas guiadas a 105KHz. Con la presencia de fluido aparece ruido a baja frecuencia en el espectro de la señal.



PSD de señal sensada de tubería con fluido de agua



PSD de la señal sensada sin fluido de agua

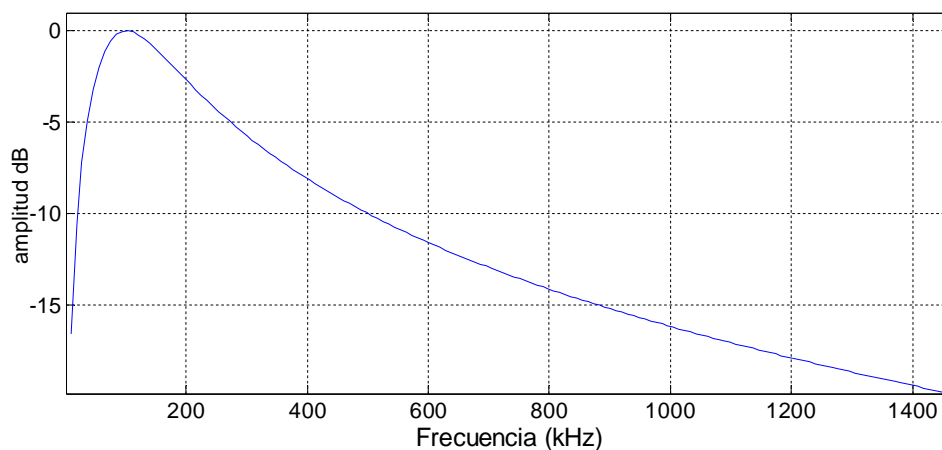
Para eliminar estas vibraciones además de otros posibles variaciones indeseadas se implementa un filtro digital pasabanda con función de transferencia definida por la ecuación 9.5 con frecuencia central definida en 105 kHz.

$$f_s = 105 \text{ kHz} \quad (9.3)$$

$$w_0 = \frac{2\pi f_0}{f_s} \quad (9.4)$$

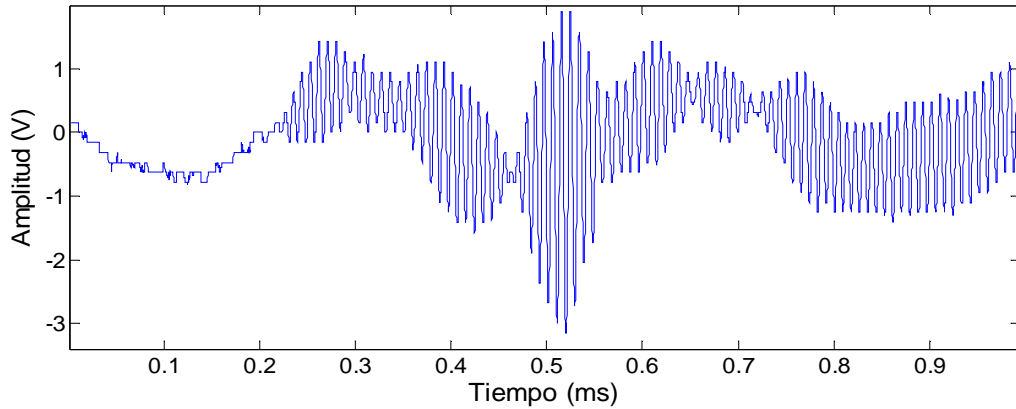
$$f = \frac{0.05s^2 - 0.05}{s^2 - 1.896s + 0.9} \quad (9.5)$$

El ancho de banda del filtro es de 160 kHz con frecuencias de corte en 49 kHz y 209 kHz. El ancho de banda de la señal sensada está entre 85 y 115 kHz.

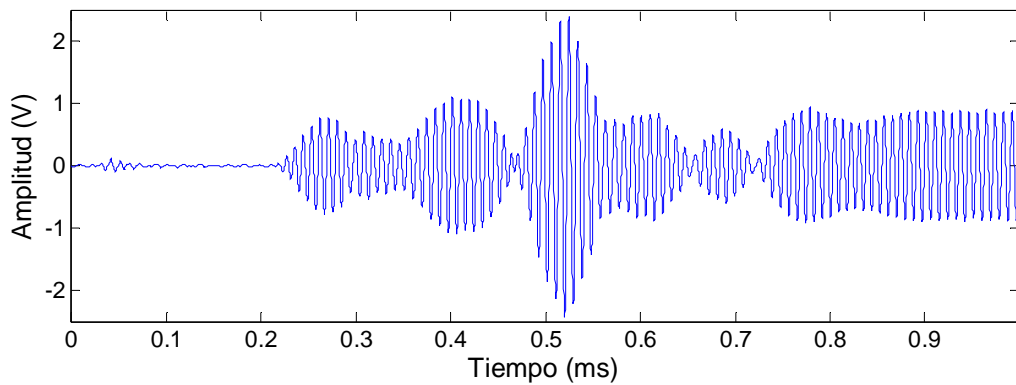


Respuesta del filtro pasabanda implementado

El efecto del filtro sobre las ondas sensadas se puede observar en las figuras 46 y 47



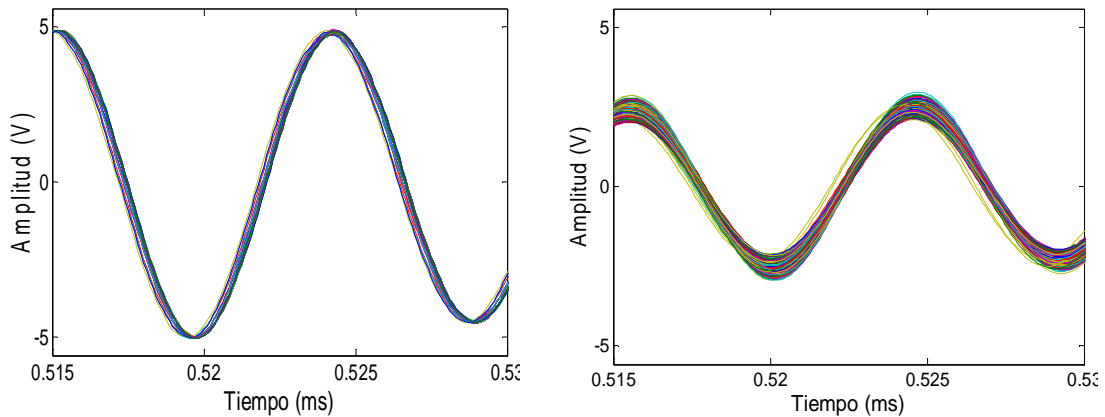
Señal sensada en condiciones de flujo estable



Señal sensada en condiciones de flujo estable filtrada.

Baja repetibilidad de las ondas guiadas debido al flujo

Las ondas longitudinales generadas por el transductor piezoeléctrico son afectadas por el fluido dentro de la tubería. En pruebas realizadas con un flujo definido de 0.33 m/s se observa una variación en su amplitud dentro de un rango de 0.7 V en el mismo instante de tiempo, afectando la repetibilidad de la onda. Otro efecto importante del flujo en la onda es una pérdida de energía que se refleja en la disminución de su amplitud. En la figura 48 se observa una caída de 5V a 2.7V que significa una disminución de casi un 50 % de la energía de la onda.



a)

b)

Repetibilidad de la onda sensada a) sin flujo, b) con flujo.

Para medir la repetibilidad de la señal se calculó la desviación estándar de un conjunto de 100 señales. Este procedimiento se aplica para señales adquiridas sin flujo en la tubería y con flujo de agua. Para cada conjunto de ondas se calcula una señal promedio

$$\bar{x}_i = \frac{\sum_{j=1}^N x_{ij}}{N} \quad (9.6)$$

donde N es el número de señales adquiridas. La desviación estándar para cada muestra de la señal se determina usando

$$S_i = \frac{\sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i)^2}{N - 1} \quad (9.7)$$

La desviación estándar promedio es determinada para el conjunto de datos adquiridos

$$S_{AVE} = \frac{\sum_{i=1}^n S_i}{n} \quad (9.8)$$

Donde n es el número de muestras que tienen las señales

Para 100 señales sensadas las desviaciones estándar calculadas son:

Desviación estándar de las muestras de las señales para condición sin flujo y con flujo

Condición del conjunto de ondas	Desviación estándar
---------------------------------	---------------------

Sin flujo	$1.0258 * 10^{-4}$
Con flujo	$5.1204 * 10^{-4}$

De la tabla 21 se observa que con presencia de flujo en la tubería la desviación estándar de las señales adquiridas aumenta, es decir, disminuye la repetibilidad de la señal. Por esta razón, la metodología para detectar deformaciones debe reducir los efectos de la baja repetibilidad de la señales sensadas.

ANEXO B. OTRAS ESTRATEGIAS PARA LA DETECCIÓN Y CLASIFICACION DE DEFORMACIONES

Otras estrategias estudiadas para monitorización de deformaciones ante cambios de temperatura.

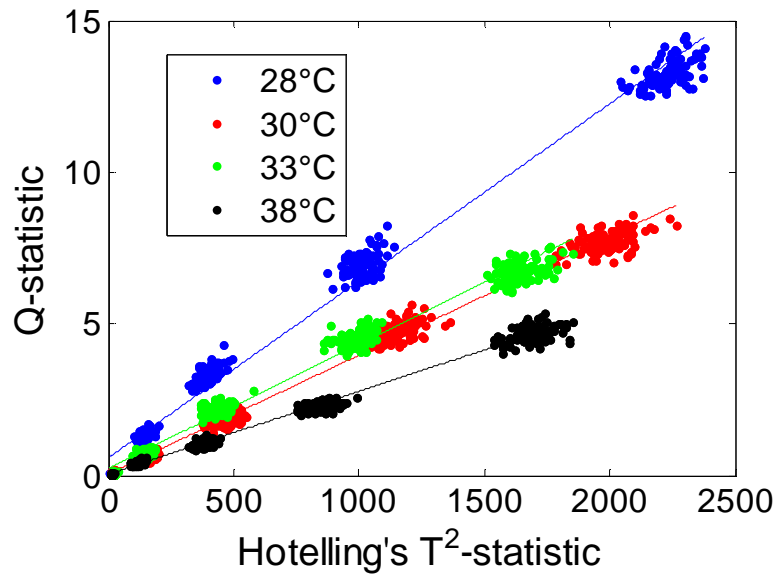
Durante la realización del proyecto se evaluaron varias estrategias para detectar la deformación en condiciones de temperatura variable:

- Relacionar la pendiente de los índices estadísticos $Q-T^2$ con la temperatura.
- Relacionar la respuesta de dos sensores piezoeléctricos para compensar el efecto de la temperatura.
- Crear un modelo PCA expandido que tuviera en cuenta señales adquiridas a diferentes temperaturas.
- Compensar el efecto de la temperatura en base al conocimiento previo de los efectos de la temperatura (desfase y amplitud).

Cada una de estas estrategias no fueron eficaces para detectar las deformaciones mecánicas en la tubería, es decir, para monitorear esfuerzos en tubería de forma robusta a los cambios de temperatura. A continuación se presentan las estrategias evaluadas:

Pendiente de los índices estadísticos

La pendiente de los índices estadísticos $Q-T^2$ varía con la temperatura pero no en forma proporcional (ver figura 49 y tabla 31). Sin embargo, se observa que mientras la temperatura aumenta los índices estadísticos tienden a disminuir.



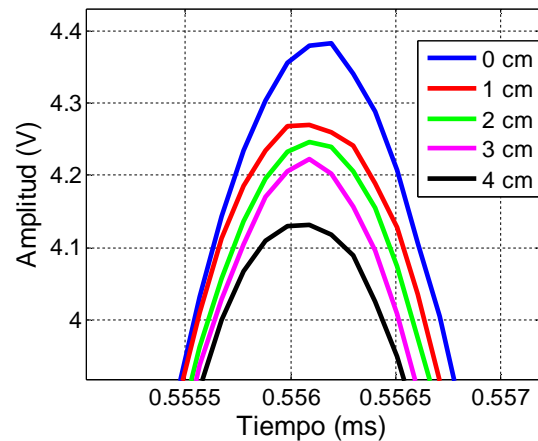
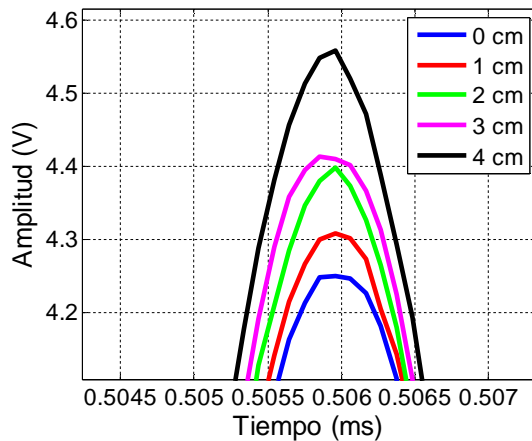
Pendientes de los índices T^2 y Q estadístico a diferentes temperaturas

Pendientes de los índices T^2 y Q estadístico a diferentes temperaturas

Temperatura	Pendiente $Q-T^2$
28°C	0.0058
30°C	0.0039
33°C	0.0041
38°C	0.0027

Detección de deformación y temperatura mediante esquema de cuatro transductores piezoeléctricos

Los sensores piezoeléctricos se colocaron en los lados opuestos de la sección circular del tubo ya que la flexión del tubo crea efectos opuestos en la onda guiada (ver figura 50). La flexión de un tubo hace que haya una deformación positiva (tensión) de un lado del tubo y negativa (compresión) en el lado opuesto. Las ondas sensadas del lado de tensión experimentan una disminución de amplitud así como un desfase que se puede interpretar como un retardo causado por un aumento de distancia. Las ondas sensadas del lado de compresión experimentan un aumento de amplitud así como un desfase relacionado con una disminución de distancia entre el sensor y el actuador.



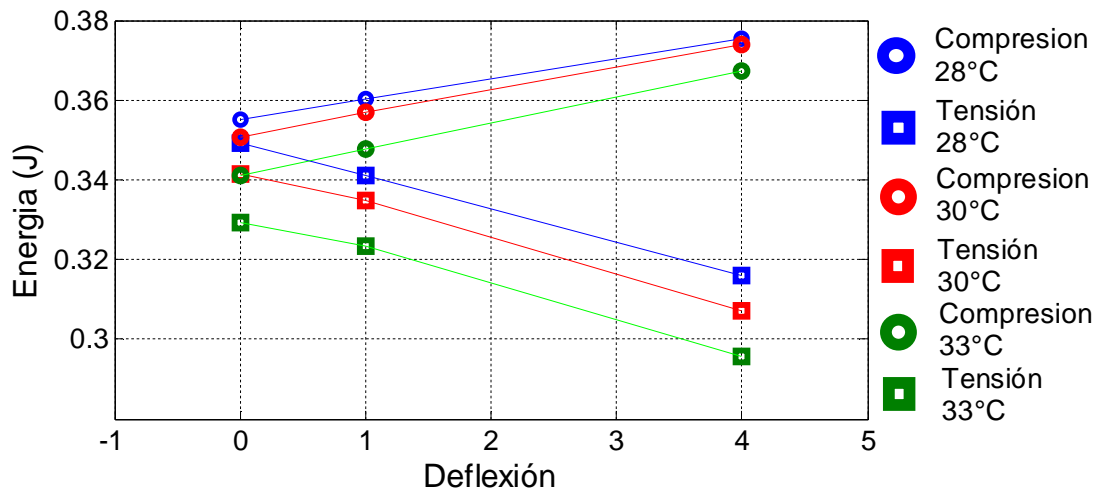
a)

b)

Variaciones de la amplitud de la onda recibida por los transductores cuando la deformación es por a) compresión, b) tensión.

Por otro lado, al aumentar la temperatura de la tubería, las ondas recibidas de ambos sensores disminuyen en amplitud y experimentan desfase en la misma dirección. La hipótesis de solución consiste en restar el efecto de ambos sensores. Como el efecto causado por la temperatura es el mismo, este efecto debe eliminarse durante la resta, mientras que como el efecto causado por la deformación es opuesto, este debe amplificarse en la resta.

Una forma de cuantificar estos cambios de amplitud de las ondas es mediante el cálculo de la energía de la onda en un periodo de tiempo. Se escogió la energía como índice de clasificación de amplitudes, ya que un cambio en la amplitud de la onda se debe a una disminución de la energía potencial de las partículas en las que se propaga. La medición de las energías de ambos sensores se observa en la figura 51. Esta hipótesis funciona solo a temperaturas que están muy cerca de la temperatura ambiente (entre 28 y 33 °C) mientras que para rangos de temperaturas mayores no fue posible compensar el efecto de la temperatura. Es posible que esta limitación a un rango de temperaturas de 5°C se deba a que el estado de la tubería no era isotérmico sino que existían gradientes de temperatura que se hacían mayores mientras la diferencia de temperatura con el ambiente era mayor. Esto significa una mayor probabilidad de que la temperatura de los sensores no sea la misma.



Energía promedio medida de las ondas para tres grados de deflexión diferente

En la figura se observa como aumenta la energía de la señal cuando la deformación por compresión aumenta, mientras que disminuye la energía cuando la deformación por tensión aumenta. También se observa como disminuye la energía de ambos sensores cuando la temperatura aumenta.